



TUGAS AKHIR - TJ141502

**KLASIFIKASI GERAKAN TANGAN SIBI (SISTEM
ISYARAT BAHASA INDONESIA) MENGGUNAKAN *LEAP
MOTION* DENGAN METODE KLASIFIKASI *NAIVE BAYES***

Rafiidha Selyna Legowo
NRP 2913 100 028

Dosen Pembimbing
Dr. Surya Sumpeno, ST., M.Sc.
Eko Pramunanto, ST., MT.

DEPARTEMEN TEKNIK KOMPUTER
Fakultas Teknologi Elektro
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2017

Halaman ini sengaja dikosongkan



FINAL PROJECT - TJ141502

**CLASSIFICATION OF SIBI (SISTEM ISYARAT BAHASA
INDONESIA) HAND GESTURE USING LEAP MOTION
WITH NAIVE BAYES CLASSIFICATION**

Rafiidha Selyna Legowo
NRP 2913 100 028

Advisor
Dr. Surya Sumpeno, ST., M.Sc.
Eko Pramunanto, ST., MT.

Departement of Computer Engineering
Faculty of Electrical Technology
Sepuluh Nopember Institute of Technology
Surabaya 2017

[Halaman ini sengaja dikosongkan].

PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR

Dengan ini saya menyatakan bahwa isi sebagian maupun keseluruhan Tugas Akhir saya dengan judul “**Klasifikasi Gerakan Tangan SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia) Menggunakan *Leap Motion* dengan Metode Klasifikasi *Naive Bayes***” adalah benar-benar hasil karya intelektual mandiri, diselesaikan tanpa menggunakan bahan-bahan yang tidak diijinkan dan bukan karya pihak lain yang saya akui sebagai karya sendiri.

Semua referensi yang dikutip maupun dirujuk telah ditulis secara lengkap pada daftar pustaka.

Apabila ternyata pernyataan ini tidak benar, saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan yang berlaku.

Surabaya, Juli 2017

Rafidha Selyna Legowo

NRP. 2913100028

LEMBAR PENGESAHAN

**Klasifikasi Gerakan Tangan SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia)
Menggunakan *Leap Motion* dengan Metode Klasifikasi *Naive Bayes***

**Tugas Akhir ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh
gelar Sarjana Teknik di Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya**

Oleh : Rafiidha Selyna Legowo (NRP: 2913100028)

Tanggal Ujian : 12 Juli 2017

Periode Wisuda : September 2017

Disetujui oleh:

Dr. Surya Sumpeno, ST., M.Sc
NIP: 196906131997021003

(Pembimbing I)

(Pembimbing II)

Eko Pramunanto, ST., MT.
NIP: 196612031994121001

(Penguji I)

Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, ST., MT.
NIP: 196806011995121009

(Penguji II)

Diah Puspito Wulandari, ST., M.Sc.
NIP: 198012192005012001

(Penguji III)

Arief Kurniawan, ST., MT.
NIP: 197409072002121001

Mengetahui
Kepala Departemen Teknik Komputer

Dr. I Ketut Eddy Purnama, S.T., M.T.
NIP. 196907301995121001

DEPARTEMEN
TEKNIK KOMPUTER

ABSTRAK

Nama Mahasiswa : Rafidha Selyna Legowo
Judul Tugas Akhir : Klasifikasi Gerakan Tangan SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia) Menggunakan *Leap Motion* dengan Metode Klasifikasi *Naive Bayes*
Pembimbing : 1. Dr. Surya Sumpeno, ST., M.Sc.
2. Eko Pramunanto, ST., MT.

Pada penelitian tugas akhir ini dilakukan pembuatan sistem pelatihan isyarat Bahasa Indonesia menggunakan alat *Leap motion*. Sistem tersebut mampu mengenali gerakan isyarat bahasa dan dapat digunakan sebagai metode pelatihan isyarat bahasa bagi masyarakat awam sehingga dapat mengatasi halangan dalam hal berkomunikasi antara penyandang disabilitas tuli dan orang normal yang ingin mempelajari gerakan isyarat bahasa. Dalam penelitian ini, pengambilan data dilakukan menggunakan alat *Leap Motion*. Terpilih sebanyak 10 gerakan isyarat bahasa yang terdiri atas lima gerakan statis dan pengembangan dinamisnya. Dilakukan proses ekstraksi ciri sehingga menghasilkan sebanyak 19 ciri. Algoritma klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah menggunakan metode *Naive Bayes*. Semua data yang diolah dalam sistem mengacu pada kamus Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) yang sudah resmi diakui oleh pemerintah dan melambangkan kosa kata dan abjad Bahasa Indonesia. Setelah dilakukan pengujian terhadap dua macam subjek, yang pertama adalah dengan subjek yang terdapat pada data *training* dihasilkan nilai akurasi rata-rata sebesar 80.5%, sedangkan pengujian terhadap subjek yang tidak terdapat dalam data *training* mengalami penurunan nilai akurasi yakni hanya mencapai nilai rata-rata 70.7%.

Kata Kunci : *Leap Motion*, SIBI, *Naive Bayes*

Halaman ini sengaja dikosongkan

ABSTRACT

Name : Rafiidha Selyna Legowo
Title : *Classification of SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia) Hand Gesture Using Leap Motion with Naive Bayes Classification*
Advisors : 1. Dr. Surya Sumpeno, ST., M.Sc.
2. Eko Pramunanto, ST., MT.

In this final project, Indonesian sign language training system using Leap motion has been made. The system is able to identify the movement of sign languages and can be used as a method of sign language training to the common people so as to overcome barriers in terms of communicating between deaf people and normal people. In this research, data acquisition is done by using Leap Motion. There are 10 gestures chosen as the research object consists of five static gestures and its dynamic development. The feature extraction process was performed to produce a total of 19 features. The classification algorithm used in this research is using the Naive Bayes method. All data processed in the system refers to the Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) dictionary that has been officially recognized by the government and symbolizes Indonesian vocabulary and alphabet. After testing the training data obtained an accuracy of 80.5% in experiments in the ideal environment with the same subject as in training data and relatively lower accuracy on the experiments with user whom is not available in training data, the application only get 70.7% accuracy rate.

Keywords : Leap Motion, SIBI, Naive Bayes

Halaman ini sengaja dikosongkan

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur kehadiran Allah SWT atas segala limpahan berkah, rahmat, serta hidayah-Nya, sehingga Penulis dapat menyelesaikan penelitian ini dengan judul **Klasifikasi Gerakan Tangan SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia) Menggunakan Leap Motion dengan Metode Klasifikasi Naive Bayes**.

Penelitian ini disusun dalam rangka pemenuhan bidang riset di Departemen Teknik Komputer ITS, Bidang Studi Telematika, serta digunakan sebagai persyaratan menyelesaikan pendidikan Sarjana. Penelitian ini dapat terselesaikan tidak lepas dari bantuan berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Mama, Papi, Tata, dan semua keluarga yang selalu memberikan dukungan moral dan material dalam penyelesaian buku penelitian ini.
2. Bapak Kepala Departemen Teknik Komputer ITS Dr. I Ketut Eddy Purnama, ST., MT.
3. Bapak Dr. Surya Sumpeno, ST., M.Sc dan Bapak Eko Pramunanto, ST., MT. atas bimbingan selama mengerjakan penelitian.
4. Bapak dan Ibu dosen pengajar Departemen Teknik Komputer, atas pengajaran, bimbingan, serta perhatian yang diberikan kepada penulis selama ini.
5. Semua sahabat dan anggota Lab *B401* dan Lab *B201* yang memberikan sedikit banyak bantuan, untuk tidak mudah menyerah dan segera menyelesaikan buku penelitian ini.

Kesempurnaan hanya milik Allah SWT, untuk itu penulis memohon segenap kritik dan saran yang membangun. Semoga penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi kita semua.

Surabaya, Juli 2017

Penulis

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR ISI

Abstrak	i
Abstract	iii
KATA PENGANTAR	v
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR ALGORITMA	xiii
1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar belakang	1
1.2 Permasalahan	3
1.3 Tujuan	3
1.4 Batasan masalah	3
1.5 Sistematika Penulisan	4
2 DASAR TEORI	5
2.1 Isyarat Bahasa	5
2.1.1 Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) . . .	6
2.1.2 Lingkup dan Penerapan SIBI	7
2.2 <i>Leap Motion</i>	8
2.3 Teori <i>Bayes</i>	10
2.3.1 Klasifikasi <i>Naive-Bayes</i>	12
2.4 Perhitungan Akurasi dengan <i>Confusion Matrix</i> . . .	15
3 DESAIN DAN IMPLEMENTASI SISTEM	17
3.1 Desain Sistem	17
3.2 Akuisisi Data	19
3.2.1 Pembuatan Program yang Digunakan dalam Proses Akuisisi Data	19
3.2.2 Prosedur Akuisisi Data	20

3.3	<i>Parsing</i> Data	23
3.4	Ekstraksi Ciri	24
3.5	Klasifikasi Data	27
3.5.1	Proses <i>Learning</i> Data	27
3.5.2	Proses Klasifikasi <i>Naive Bayes</i>	29
3.6	Pembuatan Aplikasi Sistem Pelatihan	30
3.7	Rencana Pengujian	31
4	PENGUJIAN DAN ANALISA	33
4.1	Tahap Akuisisi Data	33
4.2	Tahap <i>Parsing</i> Data	34
4.3	Tahap Ekstraksi Ciri	35
4.4	Proses Klasifikasi <i>Naive Bayes</i>	38
4.4.1	Proses <i>Learning</i> Data	38
4.4.2	Proses Klasifikasi	40
4.5	Aplikasi Sistem Pelatihan SIBI	40
4.6	Pengujian Sistem Pelatihan SIBI	43
4.6.1	Pengujian dengan Subjek Data <i>Training</i> . . .	43
4.6.2	Pengujian dengan Subjek Non-Data <i>Training</i>	44
4.7	Perhitungan Akurasi	45
5	PENUTUP	49
5.1	Kesimpulan	49
5.2	Saran	50
	DAFTAR PUSTAKA	51
	LAMPIRAN	53
	Biografi Penulis	57

DAFTAR GAMBAR

2.1	Ilustrasi Isyarat Awalan	7
2.2	Detail alat <i>Leap motion</i>	9
2.3	Detail Tulang Tangan Manusia	9
2.4	Kiri: Pembacaan Telapak Tangan; Kanan: Pembacaan Ujung Jari	10
2.5	Contoh <i>Confusion Matrix</i> dalam Klasifikasi Biner . .	16
3.1	Diagram blok alur kerja sistem	18
3.2	Ilustrasi gerakan SIBI. Kiri: Angka 5, Kanan: Kata hai	21
3.3	Ilustrasi gerakan SIBI. Kiri: Huruf B, Kanan: Kata ajak	21
3.4	Ilustrasi gerakan SIBI. Kiri: Huruf C, Kanan: Kata kacau	22
3.5	Ilustrasi gerakan SIBI. Kiri: Huruf D, Kanan: Kata mana	22
3.6	Ilustrasi gerakan SIBI. Kiri: Huruf U, Kanan: Kata bukan	22
3.7	Contoh eror pada mode VR	23
3.8	Proses <i>split frame</i> pada hasil akuisisi data	24
3.9	Proses ekstraksi ciri dan klasifikasi	25
3.10	Pembagian sudut di telapak tangan	26
3.11	Diagram blok metode klasifikasi <i>Naive Bayes</i>	28
4.1	Pengambilan data di SLB Karya Mulia	33
4.2	Contoh Hasil Proses Akuisisi Data	34
4.3	Ciri nilai elevasi jari telunjuk dengan pusat telapak tangan	35
4.4	Ciri nilai sudut jari manis terhadap jari kelingking .	36
4.5	Ciri nilai sudut jari telunjuk terhadap jari tengah . .	37
4.6	Ciri nilai sudut jari tengah terhadap jari manis . . .	37
4.7	Tampilan UI Aplikasi Pelatihan SIBI	41
4.8	Tampilan UI dengan Video Pelatihan SIBI	42
4.9	Potongan video yang ditampilkan dalam aplikasi . .	42

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR TABEL

3.1	Nilai Probabilitas	30
4.1	Sampel data nilai rata-rata masing-masing ciri . . .	39
4.2	Sampel data nilai varian	40
4.3	Sampel data nilai probabilitas	40
4.4	Hasil Pengujian menggunakan <i>Real-Time Data Training</i>	43
4.5	Pengujian aplikasi pada subjek non-data <i>training</i> . .	44
4.6	Perhitungan Akurasi pada <i>Real-time Data Training</i>	45
4.7	Perhitungan akurasi aplikasi subjek non-data <i>training</i>	46

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR ALGORITMA

1	Algoritma Cara Kerja Aplikasi Sistem Pelatihan SIBI	31
---	---	----

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 1

PENDAHULUAN

Penelitian ini di latar belakang oleh berbagai kondisi yang menjadi acuan. Selain itu juga terdapat beberapa permasalahan yang akan dijawab sebagai luaran dari penelitian.

1.1 Latar belakang

Manusia sebagai makhluk sosial selalu membutuhkan adanya interaksi dengan manusia lainnya, terutama dalam kehidupan bermasyarakat. Komunikasi merupakan modal terpenting dalam berinteraksi. Pada orang normal, tanpa adanya gangguan fisik dan emosional, tidak akan menimbulkan masalah. Lain halnya dengan orang yang memiliki gangguan dalam hal komunikasi, salah satunya adalah orang dengan gangguan pendengaran (tunarungu/ tuli). Karena kesulitan mereka dalam berkomunikasi dapat mengarah ke kecemasan karena menghadapi lingkungan yang beraneka ragam komunikasinya.

Komunikasi yang paling efektif untuk para tunarungu dan juga orang tuli adalah komunikasi yang bersifat non-verbal (non lisan), dimana komunikasi ini menggunakan bahasa isyarat baik itu berupa gerakan isyarat tangan ataupun isyarat tubuh dikombinasikan dengan mimik wajah. Agar orang normal (pendengar) dapat memahami bahasa isyarat tersebut maka dibutuhkan suatu media komunikasi yang berupa penerjemah yang bersifat sebagai perantara.

Para orangtua yang memiliki anak terlahir Tuli memiliki tiga macam opsi untuk berkomunikasi dengan anaknya [1]:

1. Melengkapi anak mereka dengan alat bantu dengar berbasis teknologi (Contoh: Alat bantu dengar digital),
2. Terus-menerus mempelajari bahasa isyarat secara manual,
3. Melengkapi anak mereka dengan alat bantu dengar berbasis teknologi yang bisa secara terus-menerus mengajari bahasa isyarat.

Bersamaan dengan perkembangan teknologi, sudah banyak dilakukan penelitian dalam pembuatan alat/ perangkat baru yang

bersifat sebagai penerjemah bahasa isyarat, baik dikonversikan dalam bentuk tulisan ataupun suara. Secara umum, penelitian sistem pengenalan bahasa isyarat dapat dibedakan menjadi dua kategori yaitu yang berbasis visi komputer dan berbasis data sensor [2]. Penggunaan kamera sebagai perangkat input merupakan salah satu contoh penelitian berbasis visi komputer. Video yang ditangkap oleh kamera disimpan dalam bentuk file video kemudian dilakukan proses pengolahan citra. Sedangkan pada proses pengenalan isyarat berbasis sensor, digunakan rangkaian sensor yang terintegrasi dengan sarung tangan untuk mendapatkan fitur gerak jari tangan dan juga tangan.

Selain penggunaan alat dan teknik pengenalan yang tepat, diperlukan juga ekstraksi ciri yang tepat. Ekstraksi ciri merupakan proses untuk mendapatkan ciri-ciri yang membedakan berbagai sampel dalam data uji, antar kelas satu dengan yang lainnya. Sebenarnya, data yang didapatkan dari sensor sudah menunjukkan ciri dari besaran yang diukur, sehingga bisa dimasukkan algoritma pengenalannya, namun dengan pemilihan fitur yang tepat, dimensi data bisa diperkecil sehingga mempercepat proses komputasi.

Permasalahan terbatasnya penerjemah isyarat bahasa yang diakibatkan oleh terbatasnya kemampuan akan isyarat bahasa akan coba diselesaikan pada tugas akhir ini dengan menggunakan alat *Leap motion* sebagai perekam gerak isyarat bahasa. Langkah awal yang akan dilakukan adalah pengambilan data *training* terdiri atas 5 gerakan statis dan 5 gerakan dinamis yang kemudian data dilakukan proses normalisasi dan ekstraksi ciri sesuai penjelasan sebelumnya.

Metode klasifikasi yang digunakan adalah *Gaussian Naive Bayes* (NB) yang bekerja dengan cara perhitungan nilai probabilitas berdasarkan data yang ada sebelumnya. Kemudian agar penggunaannya mudah dan bersifat semi-portabel maka tampilan hasil pembacaan pengenalan bahasa isyarat selanjutnya akan ditampilkan dalam sebuah aplikasi yang bersifat *realtime* dengan dilakukan beberapa pengujian.

Penelitian dengan tujuan yang sama pernah dilakukan sebelumnya menggunakan alat dan metode yang berbeda. Salah satunya thesis menggunakan sensor *flex* dan *accelerometer* dengan menggunakan 50 kata bahasa isyarat berbasis SIBI dan menghasilkan nilai akurasi yang cukup tinggi yakni 95.6% dengan kata-kata yang bersi-

fat statis dan dinamis [3]. Penelitian bahasa isyarat lain juga pernah dilakukan dengan menggunakan metode PCA dan *Haar-Like Feature* yang menggunakan *webcam* pada laptop dengan akurasi mencapai 80.42% [4] Diharapkan metode yang digunakan saat ini dapat mencapai nilai akurasi yang lebih baik.

1.2 Permasalahan

Mempelajari isyarat bahasa secara *manual* membutuhkan pengajar/ pelatih isyarat bahasa. Bantuan dari seorang pengajar memiliki beberapa kekurangan dalam proses pelatihan, seperti waktu antar pengajar dengan orang yang akan belajar, lokasi pelatihan, kondisi fisik penerjemah apakah sedang kelelahan atau tidak dan lain sebagainya. Oleh karena itu, permasalahan ini akan diatasi dengan adanya sistem yang mampu menggantikan fungsi tersebut yakni sebagai alat bantu pelatihan isyarat bahasa yang mudah digunakan untuk pembelajaran isyarat bahasa secara individual dan mampu mengenali gerakan isyarat bahasa tingkat dasar.

1.3 Tujuan

Tugas akhir ini bertujuan untuk membuat sistem dari sebuah alat bantu yang bisa membaca gerak isyarat bahasa dan bersifat semi-portabel sehingga dapat digunakan sebagai bahan pelatihan isyarat bahasa mengacu kepada SIBI.

1.4 Batasan masalah

Untuk memfokuskan permasalahan yang akan diangkat maka dilakukan pembatasan masalah. Batasan-batasan masalah tersebut diantaranya adalah:

1. *Input* bahasa isyarat yang diteliti mengacu pada Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) dengan batasan gerakan yang dipilih hanya menggunakan satu tangan, yaitu tangan kanan.
2. Penelitian pada tugas akhir ini terbatas pada kata-kata yang sering diucapkan dalam percakapan sehari-hari, terdiri atas satu *gesture* angka, empat *gesture* huruf, dan lima *gesture* kata yang masing-masing berdiri sendiri (*isolated word*) dan belum dilakukan untuk kata dalam rangkaian yang membentuk kalimat (*continous word*).
3. Peletakan *Leap motion* pada saat akuisisi data *sample* dile-

takkan dalam posisi menghadap ke atas (mode *desktop*).

1.5 Sistematika Penulisan

Laporan penelitian Tugas akhir ini tersusun dalam sistematika dan terstruktur sehingga mudah dipahami dan dipelajari oleh pembaca maupun seseorang yang ingin melanjutkan penelitian ini. Alur sistematika penulisan laporan penelitian ini yaitu :

1. BAB I Pendahuluan
Bab ini berisi uraian mengenai latar belakang permasalahan, penegasan dan alasan pemilihan judul, sistematika laporan, tujuan dan metodologi penelitian.
2. BAB II Dasar Teori
Pada bab ini berisi tentang uraian secara sistematis teori-teori yang berhubungan dengan permasalahan yang digunakan pada penelitian ini. Teori-teori ini digunakan sebagai dasar dalam penelitian, yaitu informasi terkait isyarat bahasa di Indonesia (SIBI), fitur-fitur yang dimiliki alat *Leap Motion* dan teori-teori penunjang lainnya.
3. BAB III Perancangan Sistem dan Implementasi
Bab ini berisi tentang penjelasan-penjelasan terkait eksperimen yang akan dilakukan dan langkah-langkah data diolah sehingga bisa mengenali gerakan bahasa isyarat. Guna mendukung itu digunakanlah blok diagram atau *work flow* agar sistem yang akan dibuat dapat terlihat dan mudah dibaca untuk implementasi pada pelaksanaan tugas akhir.
4. BAB IV Pengujian dan Analisa
Bab ini menjelaskan tentang pengujian eksperimen yang dilakukan terhadap data dan analisa data. Analisa hasil klasifikasi dan perbandingan dengan referensi akan dipaparkan.
5. BAB V Penutup
Bab ini merupakan penutup yang berisi kesimpulan yang diambil dari penelitian dan pengujian yang telah dilakukan. Saran dan kritik yang membangun untuk mengembangkan lebih lanjut juga dituliskan pada bab ini.

BAB 2

DASAR TEORI

Demi mendukung penelitian ini, dibutuhkan beberapa teori penunjang sebagai bahan acuan dan referensi. Dengan demikian penelitian ini menjadi lebih terarah.

2.1 Isyarat Bahasa

Dampak dari ketunarunguan adalah miskinnya kosa kata dan berlanjut pada ketidakmampuan dalam mengembangkan kata-kata atau berbicara atau berkomunikasi. Oleh karena itu, pendekatan dalam hal komunikasi terhadap anak Tuli memanfaatkan segala media komunikasi seperti berbicara, membaca ujaran, menulis dan memanfaatkan sisa pendengaran. Pendekatan ini juga menggunakan isyarat alamiah, abjad jari dan isyarat yang dibakukan. Pendekatan ini kemudian dikenal dengan istilah Komunikasi Total.

Isyarat Bahasa merupakan gerakan tangan yang tersusun secara sistematis untuk menggantikan fungsi Bahasa lisan. Sistem isyarat sebenarnya sudah dimulai di Indonesia sejak 1978 yaitu ketika SLB B Zinnia merintis pendekatan ini. Kemudian, diikuti oleh SLB B Karya Mulya di Surabaya pada tahun 1981. Ada beragam isyarat bahasa di dunia, setiap negara rata-rata memiliki isyarat bahasa tersendiri. Di Indonesia khususnya, ada dua jenis Bahasa isyarat utama yang digunakan yakni Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) dan Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO).

Pada perkembangannya, isyarat bahasa mengalami banyak perubahan dengan gerakannya mengikuti implementasi maknanya. Tahun 2013, muncul juga isyarat bahasa terbaru yakni *Signalong* yang merupakan gabungan antara isyarat dan simbol. Isyarat bahasa yang paling banyak digunakan dalam kehidupan sehari-hari oleh penyandang disabilitas Tuli adalah BISINDO yang merupakan penyesuaian dari isyarat bahasa Amerika (*American Sign Language*) dengan beberapa variasi yang berlaku di setiap daerah. BISINDO merupakan Bahasa isyarat alami budaya asli Indonesia yang dapat dengan mudah digunakan dalam pergaulan sehari-harinya, karena merupakan Bahasa ibu yang otentik.

Untuk pembahasan selanjutnya, akan lebih difokuskan pada

Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) sesuai dengan data yang digunakan dalam penelitian ini.

2.1.1 Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI)

SIBI merupakan salah satu media yang membantu komunikasi sesama penyandang disabilitas Tuli di dalam masyarakat yang lebih luas. Wujud dari SIBI adalah tatanan yang sistematis tentang seperangkat isyarat jari tangan dan berbagai gerak yang melambangkan kosa kata Bahasa Indonesia. SIBI mengadaptasi bahasa dari ASL sebanyak 60% dengan penerapan gerakan yang sesuai dengan budaya di Indonesia. Kamus SIBI mengacu pada sistem isyarat struktural, dan memiliki ciri-ciri sebagai berikut (Kamus SIBI):

1. Satu isyarat melambangkan satu kata atau morfem.
2. Dalam isyarat struktural, terdapat imbuhan kata.
3. Sistem Bahasa isyarat harus sama dengan sistem Bahasa lisan dan dituangkan dalam kamus Sistem Isyarat Bahasa Indonesia yang efisien dengan deskripsi dan gambar yang akurat.

Sehingga dengan beberapa ciri tersebut, dapat disimpulkan bahwa menurut kamus SIBI, suatu isyarat terdiri atas dua komponen diantaranya:

1. Komponen yang berfungsi sebagai penentu atau pembeda makna yang terdiri dari:
 - a. Penampil, yakni tangan atau bagian tangan yang berfungsi untuk membentuk Bahasa isyarat.
 - b. Posisi, adalah kedudukan satu ataupun dua tangan terhadap pengisyarat sewaktu melakukan gerakan isyarat. Seperti arah hadap tangan kanan atau kiri, posisi telapak tangan, dan kedudukan kedua tangan apakah berdampingan, berjajar, bersilang, dan lain sebagainya.
 - c. Tempat, bagian badan yang menjadi lokasi isyarat tersebut dibentuk atau arah akhir dari suatu bahasa isyarat.
 - d. Arah yaitu gerak penampil ketika isyarat tersebut dibuat diantaranya menjauhi atau mendekati pengisyarat, ke samping atau bolak-balik, dan lurus ataupun melengkung.

- e. Frekuensi yakni jumlah gerak yang dilakukan pada waktu isyarat dibentuk. Ada isyarat yang frekuensinya hanya sekali, namun ada yang dua kali atau lebih, dan ada juga yang gerakan kecil namun diulang-ulang.
2. Komponen penunjang yaitu kecepatan gerakan, mimik muka, dan lain sebagainya.

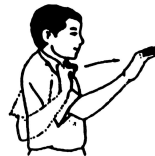
2.1.2 Lingkup dan Penerapan SIBI

Ada beberapa lingkup Bahasa isyarat berdasarkan SIBI:

1. Isyarat pokok, merupakan isyarat yang maknanya mewakili suatu kata ataupun konsep.
2. Isyarat tambahan, yakni isyarat yang bersifat sebagai awalan, akhiran.
 - (a) Isyarat Awalan merupakan isyarat yang dibentuk dengan tangan kanan sebagai penampil utama dan tangan kiri sebagai penampil pendamping. Isyarat awalan dibentuk sebelum isyarat pokok.



me-



lempar

Gambar 2.1: Ilustrasi Isyarat Awalan

- (b) Isyarat Akhiran dan partikel dibentuk dengan tangan kanan sebagai penampil, ditempatkan di depan dada dan digerakkan mendatar ke kanan.
3. Isyarat bentukan, adalah isyarat yang dibentuk dari penggabungan isyarat pokok dengan isyarat tambahan atau penggabungan dua atau lebih isyarat pokok.
 4. Abjad Jari, ialah isyarat yang dibentuk dengan jari-jari tangan kanan atau kiri untuk mengeja gerakan huruf dan angka.

Bentuk isyarat bagi huruf dan angka dalam Sistem Isyarat Bahasa Indonesia serupa dengan *International Manual Alphabet* (dengan beberapa perubahan)

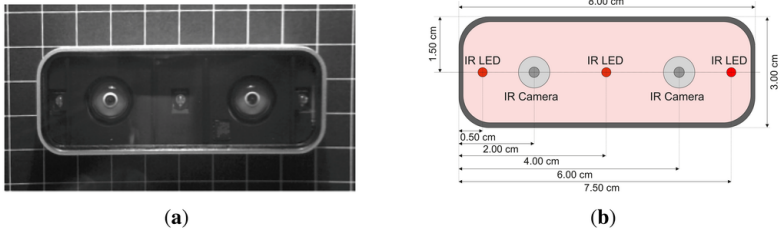
Dalam perkembangannya, SIBI sudah banyak mengalami perubahan mengikuti tata bahasa Indonesia yang juga berkembang. Banyak pula yang mengembangkan SIBI dan juga kamus SIBI menjadi berbasis teknologi, salah satunya adalah dengan munculnya *website* i-Chat yang merupakan aplikasi untuk orang Tuli yang diluncurkan oleh PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk (Telkom) untuk menjawab tantangan penyediaan teknologi untuk orang Tuli. Tujuan kemunculan dari portal i-Chat ini agar tersedianya media bagi komunitas Tunarungu di Indonesia untuk saling berkomunikasi dan juga sebagai metode pembelajaran bahasa.

2.2 *Leap Motion*

Leap motion merupakan sensor perangkat keras yang diproduksi oleh *Leap Motion, Inc.* sejak tahun 2010. *Leap motion* memiliki dimensi yang cenderung kecil yakni 0.5 x 1.2 x 3 inci [5]. *Leap motion* membaca gerak tangan dan jari sebagai *input*, dan dapat pula berperan sebagai pengganti *mouse* tanpa harus menyentuh dengan tangan. *Leap motion* dapat disambungkan ke laptop atau komputer menggunakan kabel USB. Pada dasarnya, *Leap motion* diciptakan untuk menghadap ke atas (*desktop mode*), namun seiring perkembangannya juga sudah muncul perangkat lunak dari *Leap motion* agar dapat diaplikasikan dengan menggunakan *Virtual Reality* (VR).

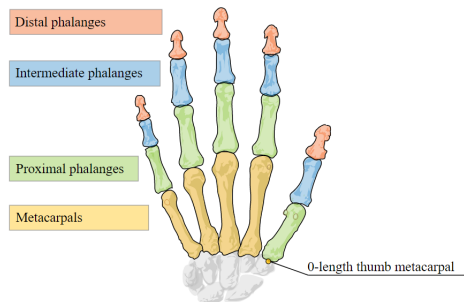
Performa yang dihasilkan oleh *Leap motion* sudah diuji untuk dibandingkan dengan beberapa alat yang banyak digunakan dan memiliki fungsi yang sama, contohnya dengan *mouse*. Hasil dari pengujian menunjukkan bahwa *mouse* menghasilkan nilai *error* 5% lebih kecil dibandingkan dengan menggunakan alat *Leap motion* [5].

Seperti yang ditunjukkan dalam Gambar 2.3, di dalam *Leap motion* terdapat dua kamera monokromatik dan tiga LED *infrared*. Karena sensor tersebut, maka pengambilan data sangat tidak disarankan dengan latar belakang cahaya matahari dikarenakan akan mengganggu kinerja *infrared*, pencahayaan yang disarankan adalah dengan menggunakan lampu ruangan. Jarak jangkauan *Leap motion* mencapai satu meter dan data dikirimkan ke komputer melalui sam-



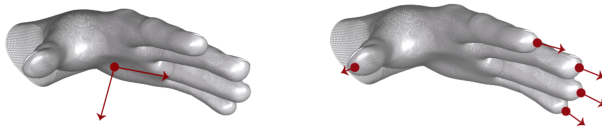
Gambar 2.2: Detail alat *Leap motion*

bungan USB. Berdasarkan [6] *Leap motion* memiliki akurasi deteksi yang tinggi sehingga banyak dikembangkan sebagai kontroler dan juga pengenalan gerak.



Gambar 2.3: Detail Tulang Tangan Manusia

Menurut penelitian [5] dalam pengaplikasian *Leap motion*, rangka *Distal phalanges* pada jari tengah dan jari kelingking merupakan kedua jari yang posisinya paling tidak stabil. *Leap motion* juga dapat membaca posisi dan arah dari masing-masing tulang pada tangan seseorang seperti pada gambar 2.4. Tulang *distal phalange* pada jari telunjuk yang terstabil diantara yang lain. Lalu, hal yang paling sering menjadi pemancing eror adalah posisi dimana satu jari menutupi jari lainnya sehingga *Leap motion* tidak bisa mendapatkan data lengkap mengenai jari-jari tersebut. Oleh karena itu, dalam penelitian ini pula, gerakan tangan yang mempengaruhi pendeteksian jari tengah dan jari kelingking sedikit dihindari.



Gambar 2.4: Kiri: Pembacaan Telapak Tangan; Kanan: Pembacaan Ujung Jari

Leap motion melakukan banyak perubahan dalam SDK semenjak pertama kali peluncurannya. Versi terbaru dari *Leap motion* saat ini adalah Orion Versi 3.1.2 yang juga digunakan dalam tugas akhir ini. *Leap motion* menyediakan pembacaan data (*pre-processing*) melalui *Application Programming Interface* (API) miliknya. Dimana data didapat melalui setiap *frame* dari objek yang ditangkap oleh sensor. Ada beberapa objek yang bisa ditangkap oleh *Leap motion* dalam versi terbarunya:

1. Posisi telapak tangan, dapat berupa vektor ruang tiga dimensi dan juga kecepatan gerakannya (*velocity*),
2. Arah tangan,
3. Posisi ujung jari, arah, dan kecepatan dimana nilai i adalah 0 sampai dengan 4 merepresentasikan ibu jari, telunjuk, jari tengah, jari manis dan kelingking,
4. Arah lengan.

Pada gambar 2.4 menunjukkan gambaran data yang ditangkap oleh *Leap motion* yang akan digunakan dalam tugas akhir ini. Posisi telapak tangan dalam keadaan normal ditunjukkan pada gambar 2.4 sisi kiri sedangkan sisi kanan menunjukkan posisi ujung jari dan juga arahnya yang terbaca oleh *Leap motion*.

2.3 Teori *Bayes*

Pembelajaran Bayes merupakan jenis pembelajaran yang paling praktis untuk banyak permasalahan dengan cara menghitung nilai probabilitas yang ada. Teknik pembelajaran Bayes sangat

kompetitif jika dibandingkan dengan algoritma pembelajaran lainnya dan dalam banyak kasus nilainya cenderung melebihi yang lain [7]. Algoritma pembelajaran Bayes sangatlah penting dikarenakan Bayes mampu memberikan perspektif yang unik dalam memahami banyak algoritma yang tidak secara langsung menggunakan probabilitas.

Teori Bayes menyatakan bahwa:

$$P(C | f) = \frac{P(C) \cdot p(f | C)}{P(f)} \quad (2.1)$$

Dimana

$P(f)$: $P(\text{feature})$, Merupakan prediksi dari probabilitas sebelumnya berdasarkan fitur.

$P(C)$: $P(\text{Class})$, Nilai probabilitas pada data sebelumnya dalam kelas C .

$P(C | f)$: Probabilitas kelas selanjutnya (C , target) dengan prediktor (f , atribut).

$P(f | C)$: Kemungkinan yang merupakan probabilitas prediktor kelas yang diberikan. Atau jika perhitungan tersebut dikonversi ke dalam sebuah kata-kata maka akan menjadi:

$$\text{posterior} = \frac{\text{prior} \times \text{likelihood}}{\text{evidence}} \quad (2.2)$$

Yang dapat diartikan bahwa kemungkinan munculnya sebuah data *testing* pada sebuah kelas (*posterior probability*) dapat dihitung dari probabilitas kelas data tersebut muncul di data *training* (*prior probability*) dikali dengan kemungkinan masing-masing nilai pada setiap ciri di kelas tersebut dan dibagi dengan pembuktian total (*evidence*) dari hasil penjumlahan perkalian keduanya ($\Sigma(P(C) \cdot p(f | C))$).

Dalam kasus umum, jika kita memiliki K kelas yang lengkap; $f_i, i = 1, \dots, K$; $P(C | f_i)$ merupakan probabilitas mendapatkan D sebagai *input* ketika ia sudah diketahui masuk ke dalam kelas f_i . Nilai $P(f)$ dapat dihilangkan, karena jika nilai probabilitas dihitung berdasarkan masing-masing kelas, maka nilai $P(f)$ akan selalu sama.

Maka dapat disederhakan menjadi persamaan sebagai berikut:

$$P(C | f) \propto p(f | C)P(C) \quad (2.3)$$

Sehingga untuk memilih hipotesis terbaik diantara beberapa hipotesis yang dihasilkan, hipotesis h_{MAP} dipilih yakni sebuah nilai posterior maksimum (MAP) dan jika nilai $P(h)$ dianggap sama untuk semua hipotesis maka kemungkinan terbesar adalah untuk meminimalisir nilai hipotesis maksimum yang berkemungkinan [7].

2.3.1 Klasifikasi *Naive-Bayes*

Teknik klasifikasi *Naive Bayes* yang juga banyak dikenali sebagai *Bayesian Theorem* sangat cocok digunakan dalam suatu data yang memiliki banyak dimensi *input*. Selain itu, *Naive Bayes* juga mampu menampung data dengan nilai dari suatu variabel yang berubah-ubah baik yang terus menerus atau kategoris. Klasifikasi *Naive Bayes* diambil berdasarkan menyederhanakan pendapat bahwa nilai atribut secara bersyarat independen dan diberikan nilai target.

Cara kerja teknik klasifikasi *Naive Bayes* melalui dua tahapan yakni [8]:

1. *Learning* (Pembelajaran) Dikarenakan *Naive Bayes* merupakan algoritma klasifikasi yang termasuk ke dalam *supervised learning*, maka dibutuhkan data awal untuk dapat mengambil keputusan hasil klasifikasi, terdiri atas:
 - a. Bentuk data sesuai urutan kelas pada setiap dokumen data *training*.
 - b. Menghitung nilai probabilitas pada masing-masing kelas $P(C)$.
 - c. Menghitung nilai rata-rata (*mean*) dan varian dari data *training* sebagai pengaplikasian *Gaussian Naive Bayes*.
2. *Classification* (Klasifikasi) Setelah dilakukan proses *learning* maka selanjutnya adalah proses klasifikasi dengan langkah-langkah sebagai berikut:
 - a. Menghitung $P(f_i)$ untuk masing-masing data, menggunakan persamaan algoritma *Gaussian Naive Bayes*.

- b. Menghitung nilai *evidence*.
- c. Menghitung *posterior probability* ($\prod_i P(a_i | v_j)$) masing-masing kelas.
- d. Menentukan kategori hasil klasifikasi dengan memilih nilai $\prod_i P(a_i | v_j)$ yang terbesar.

Dapat diambil kesimpulan bahwa teknik klasifikasi *Naive Bayes* menganggap bahwa nilai beberapa fitur tertentu dalam sebuah kelas tidak memiliki relasi dengan keberadaan fitur lain dalam kelas tersebut di percobaan selanjutnya, karena semua fitur dianggap secara independen berkontribusi dalam probabilitas nilai tertentu dan karena itu teknik klasifikasi ini dinamakan '*Naive*'.

Sesuai penjelasan sebelumnya, langkah pertama dalam proses *learning* terlebih dahulu dihitung nilai *prior probability* yakni probabilitas kemunculan data dilihat dari data yang ada sebelumnya (dalam kasus ini mengacu pada data *training*). Dengan perhitungan sebagai berikut:

$$P_C = \frac{\text{JumlahdataKelasA}}{\text{JumlahdataTraining}} \quad (2.4)$$

Selanjutnya untuk masuk ke dalam proses klasifikasi, harus dipilih sistem klasifikasi yang sesuai dengan data yang digunakan. Pada tugas akhir ini, teknik klasifikasi *Naive Bayes* ini sangat cocok digunakan karena algoritma *Naive Bayes* bersifat cepat dalam hal perhitungan *learning* ataupun *testing* sehingga efektif digunakan untuk sistem yang bersifat *real-time*. Ada tiga macam tipe *Naive Bayes*:

1. *Gaussian*: Digunakan pada klasifikasi yang berasumsi bahwa nilai-nilai yang ada pada data tersebut sudah tersebar rata berdasarkan teknik Gaussian (*normal distribution*) untuk selanjutnya jenis yang digunakan pada tugas akhir ini adalah Gaussian,
2. *Multinomial*: Digunakan untuk jumlah data yang bersifat diskrit,
3. *Bernoulli*: Model binomial ini cocok digunakan jika nilai pada fitur tersebut bersifat biner (0 dan 1).

Pada tugas akhir ini digunakan algoritma perhitungan Gaussian yang berasumsi bahwa penyebaran data bersifat kontinu dan nilai-nilai yang didapat akan terus menerus berhubungan dengan masing-masing kelas dan didistribusikan menurut distribusi Gaussian (*Gaussian Distribution*).

Setelah data *training* sudah dilakukan pembuatan segmen data berdasarkan kelas (dalam penelitian ini kelas dikelompokkan berdasarkan *gesture* isyarat bahasa), kemudian nilai rata-rata (*mean*) dan nilai variasi (*variance*) masing-masing ciri pada setiap kelas dihitung. Dimisalkan nilai *mean* merupakan μ_c dan nilai standar deviasi σ_c sehingga nilai varian akan menjadi σ_c^2 . Standar deviasi atau varian dihitung untuk mengetahui keragaman pada suatu kelompok data. Berikut adalah cara untuk menghitung varian pada suatu kelas:

$$\sigma_c^2 = \frac{n \sum_i x_i^2 - (\sum_i x_i)^2}{n(n-1)} \quad (2.5)$$

Keterangan:

- σ_c^2 : Varian
- x_i : Nilai fitur x ke-i
- n : Ukuran sampel fitur

Nilai probabilitas masing-masing fitur pada setiap kelas dihitung menggunakan algoritma *Gaussian Naive Bayes* untuk menentukan nilai *posterior probability* yakni menghitung perkiraan kemunculan nilai tersebut pada data selanjutnya:

$$p(f_i | C) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_c^2}} e^{\frac{-(v-\mu_c)^2}{2\sigma_c^2}} \quad (2.6)$$

Keterangan:

- $p(f_i | C)$: Probabilitas kemunculan nilai v dengan ciri f_i pada kelas C
- σ_c^2 : Nilai varian pada kelas C
- v : Nilai suatu data *testing*
- μ_c : Nilai rata-rata pada kelas C

Nilai varian dapat dihitung dari persamaan (2.6) sedangkan

nilai π dan e memiliki nilai yang mutlak. Setelah melakukan perhitungan tersebut, hasil kali dari $P(v | C)$ untuk setiap di masing-masing data ($\prod P$) dihitung dan dicari nilai terbesarnya, jika sudah terpilih nilai yang terbesar maka kelas tersebut yang terpilih.

$$P(a_1, a_2, \dots, a_n | v_j) = \operatorname{argmax}_{v_j \in V} \prod_i P(a_i | v_j) \quad (2.7)$$

$$v_N B = \operatorname{argmax}_{v_j \in V} P(v_j) \prod_i P(a_i | v_j) \quad (2.8)$$

Dapat dilihat pada persamaan 2.8 nilai *argmax* (*arguments of the maxima*) mengacu pada *input* atau argumen yang menghasilkan nilai *output* sebesar mungkin. Sehingga untuk mencari nilai probabilitas, dilakukan perhitungan probabilitas seperti pada persamaan 2.2 kemudian dipilih nilai probabilitas yang terbesar untuk menentukan kelas hasil klasifikasi.

2.4 Perhitungan Akurasi dengan *Confusion Matrix*

Supervised Machine Learning bekerja dengan mengizinkan sistem untuk mengakses label dari masing-masing data dalam proses *training* algoritma dan juga dalam langkah *testing*. Dengan mengkategorikan label berdasarkan data *input* x_1, x_2, \dots, x_n yang harus dimasukkan ke dalam kelas C_1, \dots, C_l , kemudian proses klasifikasi berlanjut ke salah satu dari berikut ini [9]:

1. Biner: *Input* dari proses klasifikasi ini mengacu kepada 1 dari 2 kelas yang tidak saling *overlap* satu sama lain (C_1, C_2).
2. *Multi-class*: *Input* akan diklasifikasi ke dalam satu (masing-masing hanya akan mendapat 1 kelas) sejumlah kelas C_l . Seperti pada kasus biner, proses pengategorian *multi-class* dapat bersifat objektif atau subjektif, dapat didefinisikan dengan jelas ataupun ambigu.
3. *Multi-labelled*: *Input* akan diklasifikasikan ke dalam beberapa kelas C_j yang tidak *overlap* satu dengan lainnya.
4. Hirarki: *Input* akan diklasifikasikan ke dalam satu kelas C_j

yang akan terbagi ke subkelas atau dikelompokkan ke dalam superkelas. Hirarki sudah terdefinisi dan tidak akan bisa berubah dalam proses klasifikasi.

Data class	Classified as <i>pos</i>	Classified as <i>neg</i>	$\begin{bmatrix} tp & fn \\ fp & tn \end{bmatrix}$
<i>pos</i>	true positive (<i>tp</i>)	false negative (<i>fn</i>)	
<i>neg</i>	false positive (<i>fp</i>)	true negative (<i>tn</i>)	

Gambar 2.5: Contoh *Confusion Matrix* dalam Klasifikasi Biner

Kebenaran dari sebuah proses klasifikasi dapat dievaluasi dari menghitung jumlah kelas yang dikenali dengan benar (*True Positive*), jumlah data yang dikenali namun tidak masuk ke dalam kelas tersebut (*True Negative*), dan contoh yang secara benar tidak termasuk ke dalam sebuah kelas (*False Positive*) ataupun data yang tidak dikenali sebagai contoh kelas (*False Negative*). Keempat hal ini dapat disubstitusikan ke dalam sebuah *confusion matrix* dengan kasus klasifikasi biner.

Confusion matrix adalah sebuah tabel yang digunakan untuk mendeskripsikan sebuah permodelan hasil klasifikasi dari serangkaian data *testing* yang nilainya telah diketahui.

Untuk masing-masing kelas C_i , penilaian kebenarannya dapat dihitung melalui $tp_i, fn_i, fp_i, Akurasi_i, Presisi_i, Recall_i$ yang masing-masing dihitung sejumlah C_i .

$$\frac{\sum_i \frac{tp_i + tn_i}{tp_i + fn_i + fp_i + tn_i}}{l} \quad (2.9)$$

Dalam tugas akhir ini akan dilakukan perhitungan rata-rata akurasi yang merupakan nilai efektifitas rata-rata pada masing-masing kelas menggunakan persamaan yang ada pada persamaan 2.9 sebagai hasil akhir analisa dari penelitian penggunaan sensor *Leap motion* sebagai Sistem Pelatihan, sedangkan perhitungan lainnya tidak diaplikasikan.

BAB 3

DESAIN DAN IMPLEMENTASI SISTEM

Penelitian ini dilaksanakan sesuai dengan desain sistem berikut dengan implementasinya. Desain sistem merupakan konsep dari pembuatan dan perancangan infrastruktur dan kemudian diwujudkan dalam bentuk blok-blok alur yang harus dikerjakan. Pada bagian implementasi merupakan pelaksanaan teknis untuk setiap blok pada desain sistem.

3.1 Desain Sistem

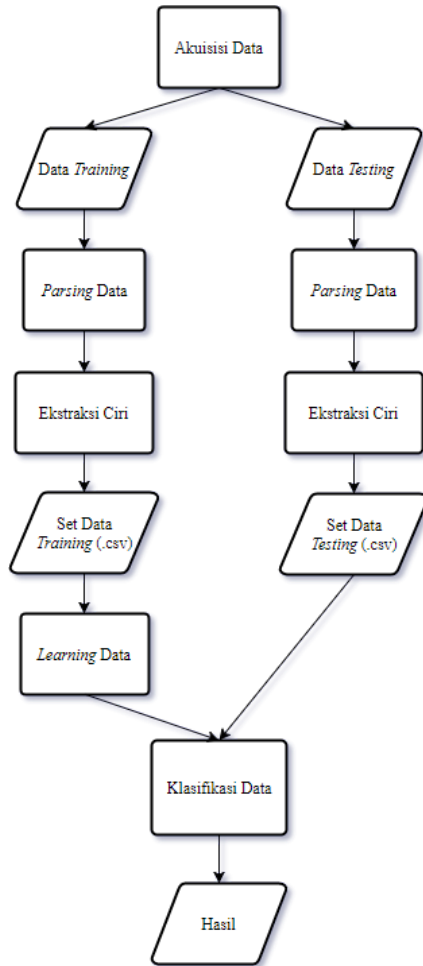
Tugas akhir ini bertujuan untuk membuat sistem pelatihan isyarat bahasa dengan menggunakan alat *Leap motion* dengan sistem klasifikasi *Naive Bayes*. Sistem pengenalan dibuat untuk menjadi pelatihan isyarat bahasa bagi orang tuli dan juga dapat digunakan masyarakat awam yang tidak memahami isyarat bahasa. Setiap gerakan isyarat bahasa yang direkam oleh *Leap motion* diambil nilainya yang berupa vektor posisi, arah, dan lain sebagainya. Untuk memudahkan langkah perhitungan selanjutnya maka diambil beberapa kelompok nilai sesuai ujung jari dan telapak tangan. Nilai yang didapatkan dari pengambilan data selanjutnya dinormalisasi untuk merapikan nilai-nilai yang sudah didapat agar perhitungan tahap selanjutnya lebih mudah. Bagian ini akan menjelaskan mengenai rancangan sistem pada perangkat lunak. Rancangan sistem pada perangkat lunak menggunakan API dari *Leap motion*. Tahapan proses dari Tugas Akhir ini dapat dijabarkan sebagai berikut:

1. Akuisisi Data

Proses akuisisi data akan dimulai dengan pengambilan data untuk masing-masing *gesture* dengan perulangan sebanyak 25 kali untuk setiap *gesture*. Ada beberapa nilai yang diambil dalam proses akuisisi data diantaranya vektor posisi ujung jari dan vektor posisi pusat telapak tangan.

2. *Parsing* Data

Setelah proses akuisisi data, dilanjutkan dengan proses yang terdiri atas *parsing* data dan *labeling* data. Proses *parsing*



Gambar 3.1: Diagram blok alur kerja sistem

dilakukan untuk memisahkan data antar kelas dalam satu *file* sedangkan proses *labeling* dilakukan untuk memberikan *label* pada masing-masing *gesture*/kelas untuk memudahkan proses ekstraksi ciri.

3. Ekstraksi Ciri

Proses ekstraksi ciri mengambil nilai-nilai yang digunakan dalam perhitungan klasifikasi di proses selanjutnya, diantaranya sudut antar jari, sudut antar ujung jari dengan pusat telapak tangan (region), jarak antara ujung jari dengan pusat telapak tangan, dan besar elevasi antara ujung jari dengan pusat telapak tangan.

4. Klasifikasi Data

Klasifikasi data yang digunakan dalam tugas akhir ini adalah metode klasifikasi *Naive Bayes*. Dimulai dengan proses *learning* data *training* kemudian dilakukan pengujian sistem dengan menerapkan metode *Naive Bayes*.

3.2 Akuisisi Data

Pada langkah akuisisi data, data yang diakuisisi berupa hasil pembacaan sensor *Leap motion* dengan memanfaatkan API (*Application Programming Interface*) tersendiri yang dirancang khusus untuk pengembang yang ingin memanfaatkan *Leap motion*. Dalam pemilihan *gesture* dilakukan beberapa pemilihan sesuai dengan yang ada pada beberapa paper yang menjadi referensi. Pada referensi [1] dan [10] digunakan huruf alfabet sebagai subyek data, dimana semua gerakan bersifat statis dan alfabet dengan gerakan dinamis tidak dipilih. Namun dalam penelitian ini akan dipilih sepuluh gerakan isyarat bahasa yang terdiri atas lima gerakan statis dan lima pengembangan dinamisnya.

3.2.1 Pembuatan Program yang Digunakan dalam Proses Akuisisi Data

Program *listener* yang digunakan untuk proses akuisisi data dibuat dengan mengambil nilai posisi ujung jari (vektor x, y, z) dan posisi telapak tangan/ *palm center* (vektor x, y, z). *Leap motion* bisa menangkap serta merekam gerak tangan dan jari, kemudian data yang dihasilkan akan berbentuk sebuah *set* atau rangkaian *frame* dari setiap data. Dimana setiap *frame* merepresentasikan setiap gerakan yang tertangkap oleh sensor dan juga kamera. Selain itu, *Leap motion* juga menggunakan visualisasi model internal tangan manusia (tulang) untuk memprediksi gerakan tangan yang terdeteksi dalam jangkauan. Pemodelan tangan selalu menunjukkan

posisi kelima jari meskipun data sewaktu *tracking* akan lebih optimal ketika posisi semua jari tertangkap dengan jelas oleh kamera. Karena menurut [7], keberadaan jari yang menutupi jari lain (*self-occluded*) mengganggu pembacaan sensor dikarenakan *Leap motion* hanya membaca gerakan tangan dari satu sisi.

Leap motion mampu menangkap lebih dari dua tangan yang terdeteksi oleh sensor dan kamera namun dalam penelitian ini hanya akan digunakan satu tangan yakni tangan kanan sebagai obyek utama.

3.2.2 Prosedur Akuisisi Data

Akuisisi data dilakukan sebanyak 25 kali perulangan untuk masing-masing *gesture*. Akuisisi data *training* dilakukan dengan satu responden sehingga menghasilkan sejumlah 250 data *training* yang akan digunakan dalam aplikasi ini.

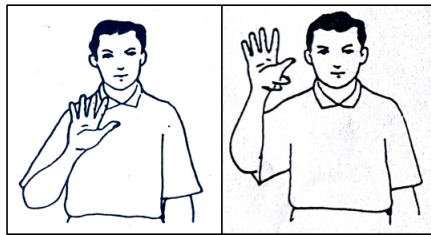
Pemilihan tempat akuisisi data diketahui juga berpengaruh pada hasil pembacaan *Leap motion* dikarenakan *Leap motion* menangkap gambar dengan berbasis sensor infra-merah yang dapat terganggu oleh adanya cahaya matahari, semakin tinggi intensitas cahaya matahari pada suatu ruangan maka sensitivitas *Leap motion* akan semakin bertambah, menyebabkan barang atau bagian tubuh selain tangan akan terbaca sebagai adanya tangan jika diletakkan dalam kondisi ruangan yang memiliki intensitas cahaya matahari yang tinggi. Oleh karena itu pada tugas akhir ini pengambilan data *training* dilakukan di dalam ruangan dan pemilihan waktu di malam hari.

Dipilih sebanyak 10 gerakan isyarat bahasa dengan pertimbangan untuk meneliti apakah ciri (*feature*) dari *Leap motion* yang digunakan dalam penelitian ini mampu untuk melakukan proses klasifikasi dan membedakan setiap gerakan statis dan dinamis dengan baik. Selain itu, dipilih gerakan isyarat bahasa sederhana yang dapat dipraktikkan dengan mudah oleh orang yang awam dan menguji kemampuan pembacaan *gesture* oleh sensor *Leap motion* atas beberapa gerakan dengan posisi jari yang berbeda-beda untuk setiap *gesture*. Berikut adalah 10 *gesture* isyarat bahasa yang diambil dari Kamus SIBI yang terdiri atas:

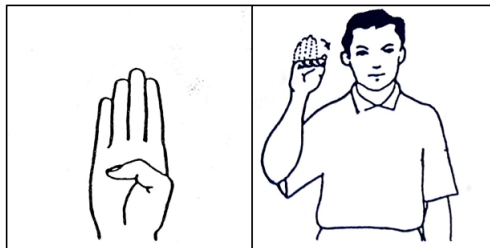
1. Angka 5 (Statis)
2. Kata Halo (Dinamis)

3. Huruf B (Statis)
4. Kata Ajak (Dinamis)
5. Huruf C (Statis)
6. Kata Kacau (Dinamis)
7. Huruf D (Statis)
8. Kata Mana (Dinamis)
9. Huruf U (Statis)
10. Kata Bukan (Dinamis)

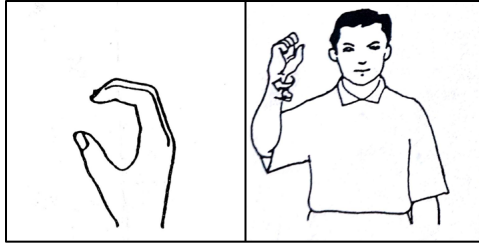
Masing-masing responden menggerakkan tangannya dalam jangkauan sensor *Leap motion* sesuai dengan contoh dan instruksi dari Kamus Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI). Berikut adalah daftar ilustrasi yang didapatkan dari Kamus SIBI:



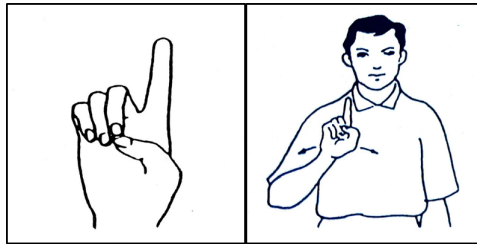
Gambar 3.2: Ilustrasi gerakan SIBI. Kiri: Angka 5, Kanan: Kata hai



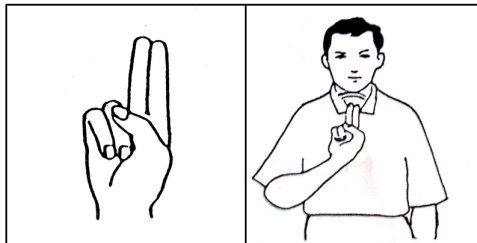
Gambar 3.3: Ilustrasi gerakan SIBI. Kiri: Huruf B, Kanan: Kata ajak



Gambar 3.4: Ilustrasi gerakan SIBI. Kiri: Huruf C, Kanan: Kata kacau

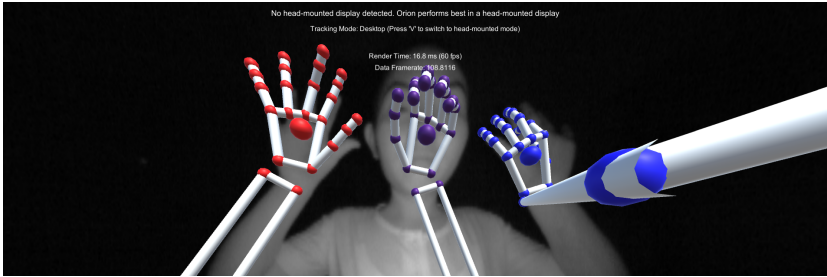


Gambar 3.5: Ilustrasi gerakan SIBI. Kiri: Huruf D, Kanan: Kata mana



Gambar 3.6: Ilustrasi gerakan SIBI. Kiri: Huruf U, Kanan: Kata bukan

Dengan berbagai percobaan peletakan posisi *Leap motion* pada akhirnya posisi *Leap motion* pada pengujian ini diletakkan dengan posisi menghadap ke atas atau dapat juga disebut dengan *desktop mode* dikarenakan pengambilan data dengan *Leap motion* dihadapkan kepada pengguna dapat menyebabkan banyak gangguan. Seperti yang ditunjukkan oleh gambar 3.7, wajah pengguna terkadang bisa dideteksi sebagai tangan oleh alat *Leap motion*.



Gambar 3.7: Contoh error pada mode VR

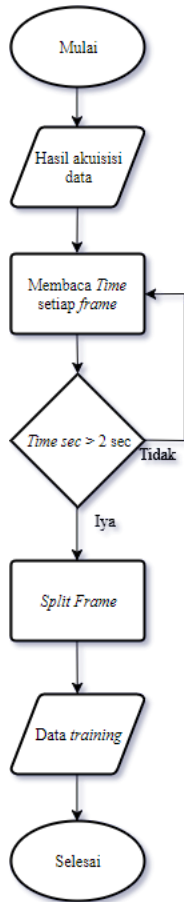
Untuk memudahkan analisa selanjutnya, maka masing-masing gerakan diberi label sebagai berikut:

- G1 = Angka 5
- G2 = Kata Hai
- G3 = Kata Ajak
- G4 = Huruf B
- G5 = Huruf C
- G6 = Kata Kacau
- G7 = Huruf D
- G8 = Kata Mana
- G9 = Huruf U
- G10 = Kata Bukan

3.3 *Parsing Data*

Pada tahap selanjutnya, data yang sudah diakuisisi oleh *Leap motion* diolah untuk memisahkan data antar satu gerakan dengan yang lainnya (*parsing*). Pemisahan antar gerakan dilakukan dengan perintah program yang membaca waktu (*timestamp*) yang dalam hasil akuisisi data memiliki satuan *milisecond*, jika antar dua *frame* terdapat jarak waktu minimal selama dua detik, maka program melakukan perintah *split* sehingga memberikan jarak antar gerakan (yang selanjutnya dideteksi sebagai gerakan baru).

Hal ini menyebabkan jika selisih *gesture* yang pertama dengan selanjutnya terlalu dekat maka akan dianggap sebagai sebuah kesatuan gerakan. Sehingga proses akuisisi data akan diambil dengan memberikan jarak waktu yang stabil untuk setiap gerakan agar dalam proses *parser data* tidak banyak data yang hilang. Dalam pro-



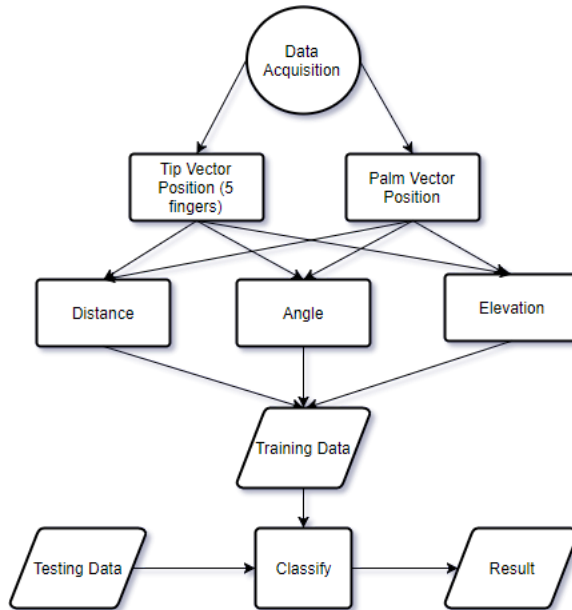
Gambar 3.8: Proses *split frame* pada hasil akuisisi data

ses ini juga dilakukan *labeling* masing-masing kelas (terdapat 10 kelas) untuk memberikan nama pada masing-masing kelas agar memudahkan proses selanjutnya yakni ekstraksi ciri.

3.4 Ekstraksi Ciri

Pada API yang telah disediakan, *Leap motion* mampu menghitung nilai yang terdiri dari:

1. Jarak yang memiliki satuan milimeter,
2. Waktu yang memiliki satuan *miliseconds*,
3. Kecepatan yang memiliki satuan milimeter/detik,
4. Sudut yang memiliki satuan radian.



Gambar 3.9: Proses ekstraksi ciri dan klasifikasi

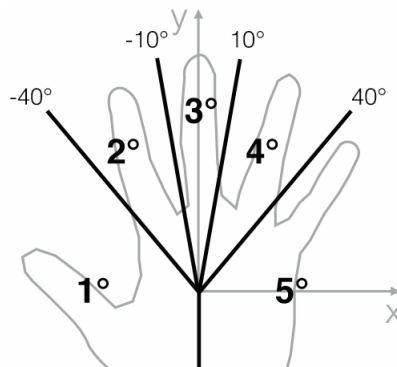
Terdapat 4 macam ciri yang digunakan dalam penelitian tugas akhir ini diantaranya:

1. Sudut antar jari

Dalam perhitungan jarak antar jari digunakan fungsi *GetBetween*, dimana dalam fungsi *GetBetween* terdapat perhitungan selisih nilai derajat antar dua jari yang berdampingan. Sehingga fitur ini terbagi menjadi 4 yakni *Thumb to Point*, *Point to Middle*, *Middle to Ring* dan *Ring to Little* yang masing-masingnya memiliki nilai berupa *integer* sesuai dengan hasil perhitungannya. Sehingga dari perhitungan ini dihasilkan sejumlah 4 ciri.

2. Sudut antara ujung jari dengan telapak tangan

Pada perhitungan sudut antara ujung suatu jari dengan *palm center* (telapak tangan), pertama menghitung selisih nilai X pada telapak (*origin*) dengan X pada ujung jari (*target*) dan juga selisih nilai Y. Kemudian dilakukan perhitungan *Arc tan* pada kuadrat selisih nilai tersebut. Hasil akhir pada perhitungan sudut ini dikalikan dengan 180 dan dibagi dengan nilai $\text{PI} (\pi)$ dikarenakan nilai awal pada hasil akuisisi memiliki satuan radian, bukan derajat. Dari perhitungan besar sudut antara masing-masing ujung jari dengan pusat telapak tangan (*palm center*) didapatkan sejumlah lima ciri yang digunakan.



Gambar 3.10: Pembagian sudut di telapak tangan

Kemudian hasil perhitungan sudut dikelompokkan menjadi 5 *region* berdasarkan hasil perhitungan nilai sudutnya. Kurang dari 40° dan lebih dari 270° masuk ke dalam *region* 5, sudut bernilai 40° sampai dengan 80° termasuk *region* 4, sudut 80° sampai 100° adalah *region* 3, jika bernilai 100° sampai 130° termasuk *region* 2, selebihnya termasuk ke dalam *region* 1.

3. Jarak antara ujung jari dengan telapak tangan

Untuk perhitungan jarak ini dilakukan dengan menggunakan rumus perhitungan jarak antar dua titik (pada bidang datar),

sebagai berikut:

$$Jarak = \sqrt{(X_1 - X_2)^2 + (Y_1 - Y_2)^2} \quad (3.1)$$

Jarak antara ujung masing-masing jari dengan pusat telapak tangan menghasilkan 5 nilai ciri.

4. Nilai elevasi antara ujung jari dengan telapak tangan
 Nilai elevasi didapatkan dari perhitungan sudut antara bidang telapak tangan dengan refleksi garis miring dari arah pandang mata. Sudut elevasi juga dibentuk oleh arah kecepatan benda dengan sumbu mendatar (dalam hal ini merupakan refleksi dari bidang telapak tangan), dengan kata lain elevasi menunjukkan arah kecepatan benda atau kemiringan vektor kecepatan.

$$\sin \theta = \frac{t_p \times g}{v_o} \quad (3.2)$$

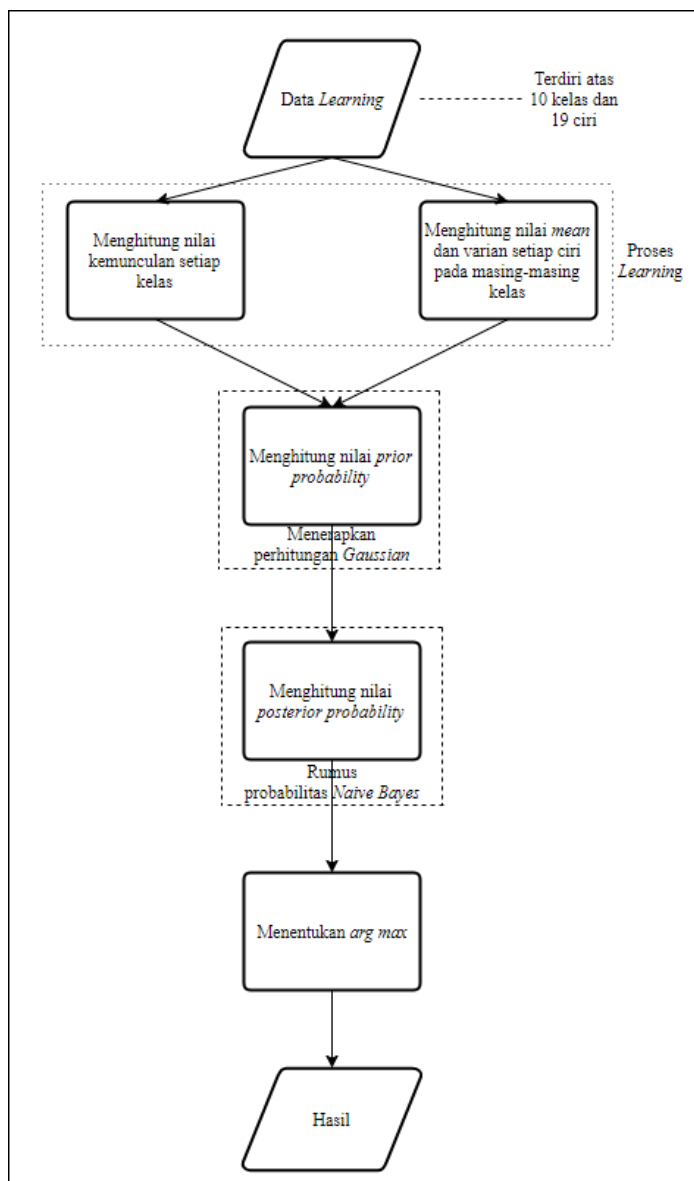
Dimana nilai θ merupakan besar sudut elevasi, untuk t_p total waktu dalam mencapai titik tertinggi, dan v_o merupakan kecepatan awal benda. Sama halnya dengan kedua ekstraksi ciri lainnya, perhitungan nilai elevasi antara masing-masing ujung jari dengan pusat telapak tangan menghasilkan 5 nilai ciri.

3.5 Klasifikasi Data

Klasifikasi pada tugas akhir ini menggunakan metode klasifikasi *Naive Bayes*. Langkah-langkah klasifikasi terdiri atas:

3.5.1 Proses *Learning* Data

Proses *learning* data dimulai dengan mengurutkan data *input* sesuai urutan label *gesture* isyarat bahasa yang sudah terdefinisi, sejumlah 10 kelas/ label. Kemudian setelah data telah diurutkan, dilakukan perhitungan probabilitas pada masing-masing kelas data *training*. Selanjutnya, masing-masing kelas memiliki nilai kemunculan kelas tersebut pada data *training* yang digunakan. Sehingga setelah proses perhitungan akan terdapat 10 nilai probabilitas untuk masing-masing percobaan.



Gambar 3.11: Diagram blok metode klasifikasi *Naive Bayes*

Selanjutnya, dikarenakan algoritma klasifikasi yang terpilih adalah menggunakan metode *Naive Bayes* dan dengan menggunakan perhitungan distribusi *Gaussian*, maka berdasarkan persamaan 2.6, ada dua parameter klasifikasi yang dibutuhkan, yakni nilai rata-rata kelas (μ_c) dan juga nilai varian kelas (σ_c^2)

Dalam menghitung nilai rata-rata, program terlebih dahulu membaca *file* hasil pengurutan data. Selanjutnya, disiapkan variabel data perbaris dan rata-rata untuk membaca *array* yang ada pada *file* tersebut. Kemudian data diidentifikasi jenis masing-masing kelas gerakan lalu dihitung jumlah (Σ) setiap *feature* dan membagi hasilnya dengan jumlah data masing-masing kelas. Sedangkan untuk perhitungan varian menggunakan kuadrat dari nilai x_i dikurang nilai rata-rata dan dibagi dengan jumlah data per-*gesture*.

Nilai rata-rata didapat dari jumlah data dalam batasan awal dan akhir yang merupakan batasan antar *gesture* dan data dijumlahkan terlebih dahulu antar kolom. Selanjutnya nilai rata-rata didapatkan dari nilai total antar *feature* per-*gesture* dan dibagi dengan jumlah data x sehingga menghasilkan suatu nilai yang disimpan ke dalam variabel rata-rata.

Dilanjutkan dengan perhitungan varian (sesuai persamaan 2.5) yang juga memiliki batasan sama dengan perhitungan nilai rata-rata namun dengan rumus nilai setiap data dikurangi dengan nilai rata-rata pada variabel *rata2* kemudian hasilnya dibagi dengan $n - 1$.

3.5.2 Proses Klasifikasi *Naive Bayes*

Setelah ditemukan nilai rata-rata (*mean*) dan juga varian pada data *training*, selanjutnya adalah membangkitkan distribusi *Gaussian* berdasarkan parameter-parameter yang ada sebagai *prior probability* di masing-masing kelas seperti pada persamaan 2.6 untuk mencari nilai $P(\text{ciri} = v \mid C)$ menggunakan dengan data *testing* yang menjadi variabel v . Nilai probabilitas dihitung sebanyak perulangan jumlah kelas yang ada dalam data, dan dalam penelitian tugas akhir ini terdapat 10 kelas (10 *gesture*). Data perhitungan probabilitas dimasukkan ke dalam variabel probabilitas.

Selanjutnya hasil dari program tersebut sudah menghasilkan nilai probabilitas (dalam variabel probabilitas) untuk setiap data *training*. Langkah terakhir yakni melakukan perhitungan posterior (*posterior probability*) untuk mendapatkan nilai probabilitas antar

kelas berdasarkan data *testing*.

Kemudian dalam penelitian tugas akhir ini data bersifat *multi-class* maka selanjutnya dipilih nilai *arg max* (*arguments of maxima*) [11] dari perkalian nilai probabilitas posterior dari masing-masing ciri yakni nilai *v* (ciri dari data *testing*) yang menghasilkan nilai *output* terbesar (dalam hal ini nilai *P*).

Tabel 3.1: Nilai Probabilitas

Gesture	Nilai Probabilitas
G1	8.03×10^{-30}
G2	4.03×10^{-36}
G3	1.39×10^{-45}
G4	6.89×10^{-44}
G5	3.34×10^{-41}

Sebagai contoh dimiliki nilai untuk ciri Sudut *Thumb to Point*, setelah dimasukkan ke dalam perhitungan probabilitas didapatkan nilai probabilitas sebagai berikut:

Dari hasil perhitungan probabilitas tersebut didapatkan 5 nilai untuk data tersebut, dimana masing-masing nilai merepresentasikan probabilitas data tersebut pada masing-masing *gesture*. Kemudian dengan menerapkan prinsip *arg max* yang membandingkan probabilitas satu dengan yang lain sehingga dapat diambil kesimpulan untuk data tersebut termasuk ke dalam kelas G1.

3.6 Pembuatan Aplikasi Sistem Pelatihan

Sistem pelatihan SIBI menggunakan *Leap motion* dibuat dengan mengaplikasikan algoritma klasifikasi *Naive Bayes* sesuai algoritma yang sudah dijelaskan dan juga aplikasi ini bersifat *real-time* dalam hal pengenalan gerakannya. Aplikasi pelatihan dibuat dengan menggabungkan program *listener* dan *parser* kemudian diakhiri dengan proses klasifikasi *Gaussian Naive Bayes* untuk dapat mengenali gerakan yang tertangkap oleh sensor.

Pada tampilan awal aplikasi, pengguna bisa memilih *file training* yang akan digunakan sebagai acuan pengenalan gerakan. Selain itu, dalam aplikasi pengguna juga bisa memilih video tutorial gerakan untuk mengetahui cara penggunaan sistem pelatihan ini serta bagaimana gerakan masing-masing isyarat bahasa.

Algoritma 1 Algoritma Cara Kerja Aplikasi Sistem Pelatihan SIBI

```
1: procedure WriteLeapData (input frame, output leapData)
   {Menulis data yang ditangkap oleh sensor ke memori}
2: function classify {Melakukan proses klasifikasi}
3: leapData : array
4: handDetected : bool
5: handPrevDetected : bool
6: frame n
7: if handDetected = false then
8:   check handPrevDetected
9:   if handPrevDetected = true then
10:    classify leapData
11:   end if
12: else
13:   if handDetected = true then
14:    leapData  $\leftarrow$  n
15:   end if
16: end if
```

Cara kerja aplikasi Sistem Pelatihan SIBI yakni ketika ada tangan tertangkap oleh sensor, sensor tidak langsung merekam dan menganggap sebagai sebuah data *input*. Sensor menunggu selama seperempat detik sebelum menyimpan rekaman setiap gerakan tangan yang tertangkap oleh sensor *Leap motion*, kemudian jika tidak ada tangan yang tertangkap oleh sensor lagi maka program klasifikasi akan mulai berjalan untuk mendeteksi gerakan yang sudah terrekam dikenali sebagai gerakan apa dan ditampilkan dalam bentuk teks pada aplikasi. Seperti yang sudah dijelaskan pada algoritma 1.

3.7 Rencana Pengujian

Terdapat dua macam pengujian yang akan dilaksanakan dalam tugas akhir ini. Yang pertama adalah pengujian aplikasi dengan subjek yang terdapat dalam data *training*. Akan diambil pengujian terhadap satu subyek dengan jumlah perulangan sebanyak 15 kali untuk setiap gerakan isyarat.

Kedua pengujian dilakukan langsung dengan menggunakan apli-

kasi yang bersifat *real-time*. Pengujian kedua dilakukan dengan subjek yang berbeda dari data *training* untuk menguji apakah aplikasi Sistem Pelatihan SIBI yang dibuat bisa langsung digunakan oleh masyarakat awam sebagai sebuah alat bantu pelatihan isyarat bahasa. Pengujian kedua akan dilakukan terhadap satu subyek dengan jumlah data sampel sebanyak 15 data untuk masing-masing *gesture*.

BAB 4

PENGUJIAN DAN ANALISA

Pada bab ini dilakukan pengujian pada sistem pelatihan SIBI menggunakan metode klasifikasi *Gaussian Naive Bayes* dengan alat *Leap motion*. Dilakukan dua macam pengujian pada tugas akhir ini, yakni yang pertama dengan subyek yang terdapat pada data *training* dan yang kedua adalah pengujian dengan subyek diluar data *training*.

4.1 Tahap Akuisisi Data

Proses akuisisi data dilakukan dengan satu subyek orang dewasa yang sudah memahami cara pemakaian alat *Leap motion* dan subyek mempraktikkan 10 gerakan isyarat bahasa dengan mengacu pada Kamus Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI). Pengambilan data dilakukan dalam rentang waktu 2 hari dengan tempat Laboratorium *Human Centered Computing and Visualitation* (HCCV) dan dengan waktu pengambilan di malam hari.



Gambar 4.1: Pengambilan data di SLB Karya Mulia

Masing-masing gerakan dilakukan berulang sebanyak 25 kali setiap *gesture* sehingga secara keseluruhan terdapat 250 data *training* yang akan digunakan pada pengujian tugas akhir ini.

Time	ID	Count	#0 Tip	#1 Tip	#2 Tip	#3 Tip
18:54.3	342140	5	94.34147;195.2006;66.83582	92.79466;184.7065;79.57198	112.2685;177.2293;95.97979	124.7789;183.3921;108.1527
18:54.3	342141	5	75.68188;197.18.64.03147	81.70506;186.8928;74.93036	98.30173;182.9967;86.16689	114.0973;184.5721;99.18696
18:54.3	342142	5	65.73991;205.2783;58.29143	68.44509;188.648;85.91898	79.73544;183.6115;90.12804	96.32055;182.8947;96.94476
18:54.3	342143	5	55.90125;204.92;51.82775	49.34924;197.0782;93.30078	63.9468;189.0921;90.51182	78.58994;183.2239;91.90118
18:54.3	342144	5	50.27385;201.5579;46.68977	41.15111;202.2254;91.73785	50.74897;193.9141;86.67082	64.11717;187.341;85.90442
18:54.4	342145	5	46.08238;201.7822;41.34886	37.23178;206.033;87.17744	44.72221;196.3784;81.12526	57.52276;190.02;79.27537
18:54.4	342146	5	40.38908;203.7928;35.8531	33.51881;207.7977;80.6983	40.3281;198.1062;74.46371	53.29125;192.2753;72.45506
18:54.4	342147	5	32.87827;206.2242;30.6086	30.7132;209.3526;74.06551	37.11264;199.0772;67.95007	50.34781;193.3656;66.66457
18:54.4	342148	5	24.97048;208.4565;26.17593	26.83865;209.5023;65.64744	33.49745;199.0931;60.37177	47.52457;193.51;60.39682
18:54.4	342149	5	17.69734;209.7894;21.98286	21.85986;207.4874;53.44231	29.24278;197.4463;50.13615	43.44547;191.6878;50.3227
18:54.4	342150	5	11.57876;210.435;17.78463	18.58233;205.3143;41.20585	26.06432;195.4913;40.61607	40.4786;189.5697;40.88137
18:54.4	342151	5	6.820578;211.0332;14.02601	17.00853;203.9763;28.16034	24.5497;193.2237;31.18048	39.80026;187.657;32.10244
18:54.4	342152	5	3.166971;211.7548;10.60939	13.88793;200.0476;14.42272	22.96428;189.262;22.10038	39.06782;184.2645;23.14441
18:54.4	342153	5	0.1653888;213.6863;8.943392	11.09207;197.8399;2.696277	20.48164;185.4686;12.275	38.46744;181.669;14.57108
18:54.4	342154	5	-1.799534;217.3904;7.052248	10.27765;194.5016;-6.635891	20.19921;181.2114;2.195388	39.33246;178.59;5.84393
18:54.4	342155	5	-3.329692;219.7313;6.196017	9.33592;189.6581;-14.0538	19.80088;176.6714;-8.582053	39.9163;174.7314;-2.568667
18:54.4	342156	5	-5.526799;218.7536;6.670781	7.958557;184.5352;-22.48557	19.46133;171.5472;-17.11656	39.87475;169.6878;-11.80724
18:54.5	342157	5	-7.176526;218.8378;6.476645	7.366549;183.3167;-30.162	19.17124;168.9214;-24.08218	40.2223;167.4859;-19.33725
18:54.5	342158	5	-8.403165;219.4182;5.736781	6.83702;185.0349;-37.14318	18.5991;169.0225;-31.41311	40.46347;167.8752;-26.86838

Gambar 4.2: Contoh Hasil Proses Akuisisi Data

Hasil yang diperoleh pada akuisisi data semua dilakukan dengan menggunakan program *listener*. *Output* dari program *listener* terdapat 9 kolom yang terdiri atas:

1. *Time Count*: Merupakan detail waktu ditangkapnya gerakan setiap *frame* dalam satuan *jj:mm:dd.fff* di mana *fff* merupakan satuan waktu *milisecond*.
2. *ID*: *Frame ID* yang ditangkap oleh *Leap motion*, dalam tugas akhir ini data diambil dengan satuan 100 *frame* per detik, namun juga bergantung dengan gangguan cahaya dan *smudge* pada *Leap motion*.
3. *Count*: Jumlah jari yang ditangkap oleh sensor *Leap motion*.
4. *#0-#4 Tip*: #0 Mewakili nilai ibu jari, #1 jari telunjuk, #2 jari tengah, #3 jari manis, dan #4 jari kelingking di dalamnya terdapat nilai vektor tiga dimensi yang memiliki nilai sumbu *x*, *y*, dan *z*.
5. *Palm Position*: Berisi nilai posisi vektor tiga dimensi dari telapak tangan (*centered palm*).

4.2 Tahap *Parsing* Data

Pada proses *parsing* data, data yang sudah diakuisisi diolah untuk memisahkan antara gerakan satu dengan gerakan lainnya dengan rentang waktu minimal dua detik. Setelah proses normalisasi data, selalu setidaknya ada 1-5 data pada masing-masing kelas yang terhapus (dianggap *error*) dikarenakan gangguan cahaya matahari

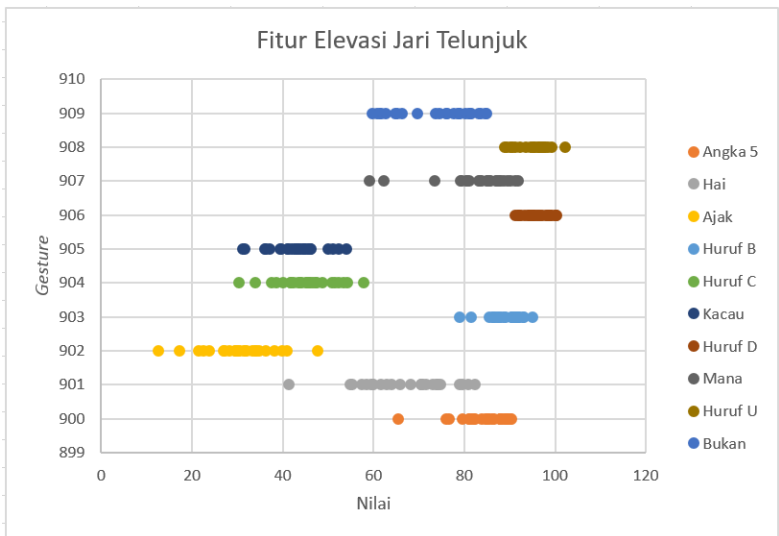
atau gangguan teknis dari alat *Leap motion*, seperti jarak gerakan satu dengan yang selanjutnya terlalu cepat.

Setelah proses *parsing* data, dapat dianalisa bahwa lokasi akuisisi data menggunakan *Leap motion* sangat bergantung pada intensitas cahaya matahari sekitarnya. Akuisisi data dilakukan dengan kondisi ruangan memiliki cahaya matahari yang sangat sedikit, setelah normalisasi hanya menghilangkan 4 data, sehingga harus dilakukan akuisisi ulang sebanyak jumlah data yang hilang.

4.3 Tahap Ekstraksi Ciri

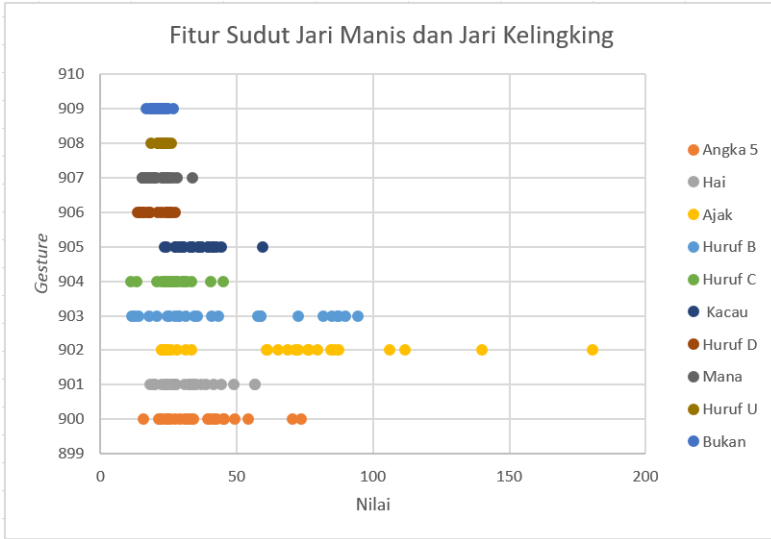
Tahap berikutnya merupakan proses ekstraksi ciri *feature* yang diambil dari hasil proses *parsing* dan *labeling* data. Proses perhitungan masing-masing fitur seperti yang tertulis pada persamaan yang ada di bab 2. Dari data hasil normalisasi akan diekstraksi sebanyak 19 macam ciri seperti yang sudah dijelaskan pada bab 3.

Berikut adalah contoh ilustrasi data dari hasil ekstraksi ciri:



Gambar 4.3: Ciri nilai elevasi jari telunjuk dengan pusat telapak tangan

Gambar 4.3 menunjukkan hasil perhitungan ciri nilai elevasi antara jari telunjuk dengan pusat telapak tangan (*palm center*).

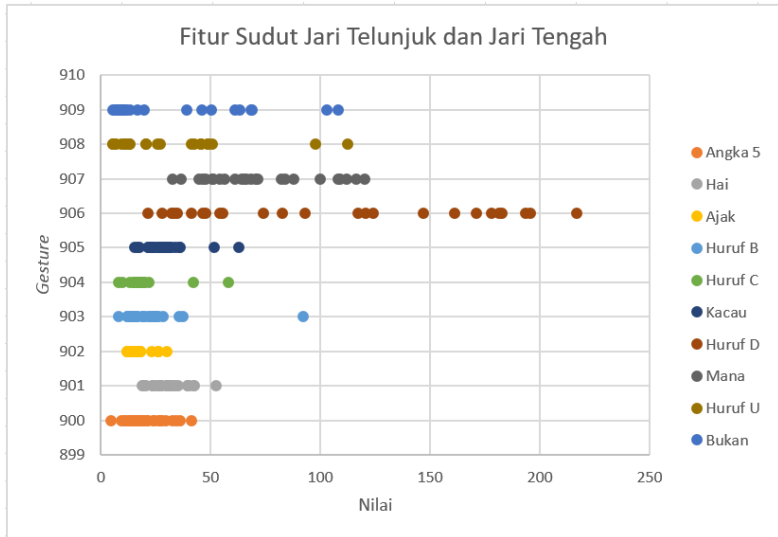


Gambar 4.4: Ciri nilai sudut jari manis terhadap jari kelingking

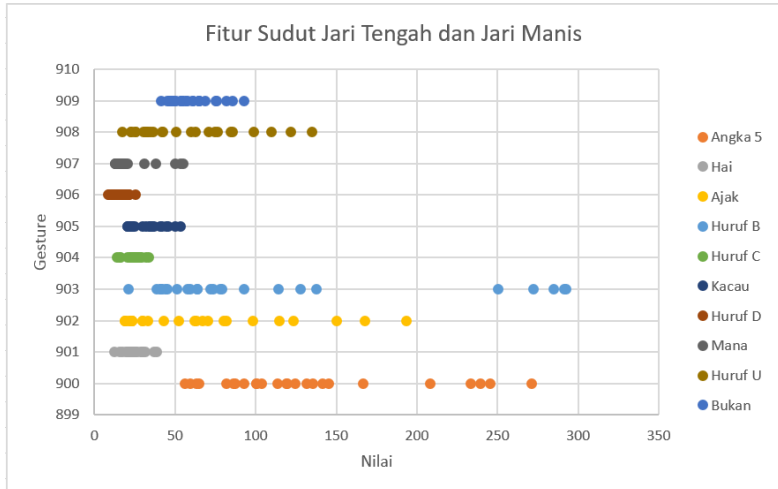
Sumbu horizontal menunjukkan besar nilai masing-masing data, sedangkan sumbu vertikal menunjukkan kelas-kelas yang mewakili masing-masing *gesture*. Seperti 900 mewakili data ciri tersebut pada *Gesture* 1, kemudian sumbu Y 901 mewakili data pada *Gesture* 2, dan seterusnya hingga 909 mewakili gerakan terakhir yakni *Gesture* 10.

Dapat terlihat bahwa nilai masing-masing *gesture* untuk ciri ini cenderung mengelompok sehingga dapat diasumsikan bahwa ciri ini memiliki hasil penyebaran data yang baik. Berlaku juga untuk gambar 4.4 yang menunjukkan hasil ekstraksi ciri besar sudut antara jari manis dan jari kelingking. Untuk gerakan kata ajak memiliki persebaran data yang tidak mengelompok sehingga *gesture* isyarat bahasa kata ajak cenderung tidak jelas pengenalannya pada ciri ini.

Sesuai dengan referensi [5] yang mengungkapkan bahwa salah satu jari yang memiliki nilai eror terbesar adalah jari tengah. Maka disajikan visualisasi data hasil ekstraksi ciri besar nilai sudut antara jari tengah dengan jari telunjuk dan juga jari manis yang terdapat pada gambar 4.5 dan gambar 4.6. Pada ciri besar sudut antara ja-



Gambar 4.5: Ciri nilai sudut jari telunjuk terhadap jari tengah



Gambar 4.6: Ciri nilai sudut jari tengah terhadap jari manis

ri telunjuk dan jari tengah, dapat terlihat bahwa penyebaran data masing-masing *gesture* yang tidak berkelompok dan cenderung tidak beraturan terutama pada G7 dan G10 yakni huruf D dan kata bukan. Sedangkan beberapa gerakan lain masih memiliki hasil yang baik.

Sedangkan untuk ciri besar sudut antara jari tengah dengan jari manis dapat terlihat hampir semua gerakan tidak memiliki nilai yang stabil sehingga penyebaran data lebih tidak teratur terutama untuk gerakan isyarat angka lima dengan huruf B, kedua gerakan ini tidak memiliki nilai yang pasti di ciri ini. Sedangkan huruf C dan huruf D sudah memiliki nilai ekstraksi ciri yang mengelompok dan stabil.

Dari visualisasi hasil ekstraksi ciri dapat dilihat bahwa penyebaran data keseluruhan beberapa ciri kecuali ciri yang melibatkan jari tengah lebih mengelompok yang menunjukkan *range* nilai yang didapatkan lebih sedikit, hal ini akan mengacu terhadap hasil perhitungan varian yang digunakan pada proses *learning* data. Hasil ekstraksi ciri yang memperlihatkan penyebaran data yang terlalu luas dapat menghasilkan batas nilai untuk suatu kelas menjadi tidak jelas.

4.4 Proses Klasifikasi *Naive Bayes*

Seperti yang sudah dijelaskan sebelumnya bahwa proses klasifikasi *Naive Bayes* yang termasuk ke dalam algoritma *Supervised Classifier* terdiri atas proses *learning* kemudian diikuti oleh proses klasifikasi.

4.4.1 Proses *Learning* Data

Dalam proses *learning* dimulai dari mengurutkan data *input* hasil dari normalisasi data sesuai kelas G1 sampai dengan G10, kemudian dihitung nilai probabilitas masing-masing kelas pada data proses ekstraksi ciri yang telah dilakukan pada proses sebelumnya, nilai ini disebut juga sebagai nilai kemunculan.

Dikarenakan pengambilan data masing-masing *gesture* berjumlah sama yakni 25 data untuk masing-masing kelas, maka besar nilai masing-masing kelas adalah sama yakni 0.1. Dengan sama besarnya nilai kemunculan masing-masing kelas, memberikan probabilitas yang sebanding juga untuk perhitungan adanya kelas tersebut pada data *testing*.

Langkah selanjutnya dalam proses *learning* adalah menghitung dua nilai parameter yang digunakan dalam perhitungan Gaussian yakni *mean* dan varian. Seperti yang sudah diilustrasikan pada 3.1, proses klasifikasi dimulai dengan perhitungan nilai rata-rata (*mean*) masing-masing fitur dan pada setiap kelas (*gesture*). Hasil perhitungan nilai rata-rata pada data *training* yang digunakan dalam penelitian ini dituliskan pada tabel 4.1.

Tabel 4.1: Sampel data nilai rata-rata masing-masing ciri

Nilai Rata-Rata									
<i>Gesture</i>	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8	F9
G1	17.418	20.977	131.62	35.696	3	10.906	84.533	2	84.288
G2	71.484	31.113	24.032	32.715	3	13.732	68.75	3	66.786
G3	44.192	16.875	65.283	66.566	3	20.609	75.388	4	30.564
G4	75.501	22.974	89.74	47.704	5	23.155	58.071	4	90.023
G5	16.722	18.999	24.586	27.085	2	-22.39	80.185	2	45.217
G6	28.959	15.489	31.841	35.001	3	1.9706	74.592	2	42.959
G7	105.29	83.506	16.216	20.269	3	36.789	66.652	4	96.088
G8	67.53	72.228	21.92	21.002	4	30.659	63.055	4	82.954
G9	67.485	29.5	57.131	22.345	4	35.921	64.028	4	95.405
G10	53.283	30.884	60.099	21.184	4	33.622	64.064	4	73.866

Dapat dianalisa dari tabel hasil perhitungan rata-rata yang tercantum, bahwa nilai rata-rata pada kedua percobaan memiliki perbedaan yang sangat terlihat. Selanjutnya, hasil perhitungan nilai varian percobaan 1 juga dituliskan pada 4.2. Nilai varian yang rendah menandakan nilai data pada suatu ciri berkelompok satu dengan yang lain, sebaliknya nilai varian yang tinggi berarti data lebih tersebar dan batasan nilai yang lebih luas. Nilai varian yang terlalu kecil dapat menandakan data yang *over-fitting*, sedangkan nilai varian terlalu besar membuat data tersebut bersifat generik dan dapat mengakibatkan banyak gerakan lain yang akan diasumsikan sebagai gerakan tersebut.

Dari hasil perhitungan varian sudah dapat dilihat perbedaan hasil data apabila kondisi akuisisi data dilakukan dalam kondisi ideal maka nilai varian cenderung tidak terlalu tinggi, bahkan bisa mencapai nilai 0.00747, namun jika kondisi lingkungan saat akuisisi data tidak dipertimbangkan maka data akan tersebar luas dapat menghasilkan *range* nilai ciri yang besar.

Tabel 4.2: Sampel data nilai varian

Nilai Varian							
<i>Gesture</i>	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7
G1	100.408	9386.17	50.215	38.2763	0.0466	45.638	6.027
G2	466.476	3534.66	1173.77	237.188	0.10618	31.960	23.351
G3	1085.19	405.473	2889.26	134.045	0.640	36.514	42.161
G4	1114.68	6129.28	1625.82	130.231	0.0429	19.759	9.198
G5	40.0478	10.847	11.089	9.5909	0.01314	30.0228	7.3793
G6	196.94	90.680	58.69	5.488	0.0547	30.0597	14.4047
G7	259.113	297.35	6.171	15.423	0.1869	20.659	16.915
G8	691.09	806.79	17.727	4.4843	0.0987	104.73	8.822
G9	1331.75	4021.98	799.73	0.8529	0.00747	15.636	10.2067
G10	506.46	436.69	139.44	2.938	0.0039	20.409	6.808

4.4.2 Proses Klasifikasi

Setelah dilakukan perhitungan untuk mencari nilai rata-rata dan juga varian maka didapatkan nilai masing-masing sebanyak 190 nilai yang terdiri atas nilai masing-masing *gesture* untuk semua ciri. Dilanjutkan dengan perhitungan probabilitas. Sesuai pada persamaan perhitungan probabilitas menggunakan rumus *Gaussian* maka dapat dihitung dengan mengambil nilai rata-rata dan juga varian yang sudah didapatkan pada langkah sebelumnya.

Tabel 4.3: Sampel data nilai probabilitas

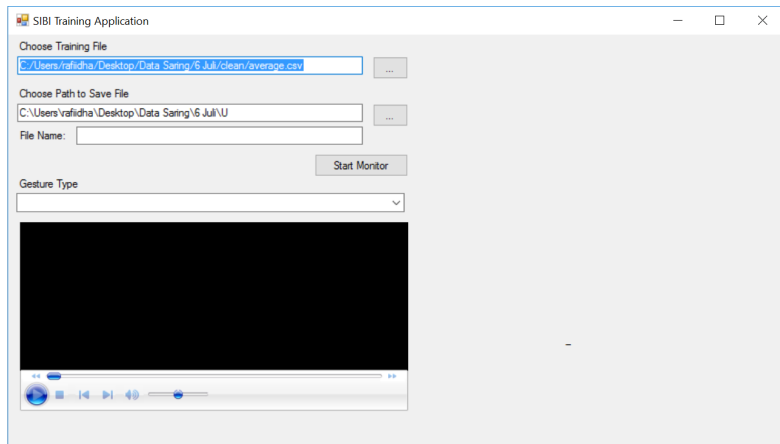
Data Ke-	Label	Probabilitas	Hasil	Data Ke-	Label	Probabilitas	Hasil
1	G1	0.994992	G1	11	G3	1.0	G3
2	G1	0.999944	G1	12	G3	0.999977	G3
3	G1	0.999966	G1	13	G3	1.0	G3
4	G1	0.999959	G1	14	G3	1.0	G3
5	G1	0.998105	G1	15	G3	1.0	G3
6	G2	0.999998	G2	16	G4	0.966626	G9
7	G2	0.999999	G2	17	G4	0.9896001	G4
8	G2	0.999999	G2	18	G4	0.531015	G7
9	G2	0.999999	G2	19	G4	0.675320	G4
10	G2	0.999999	G2	20	G4	0.977657	G4

4.5 Aplikasi Sistem Pelatihan SIBI

Tampilan awal pada menu aplikasi, pengguna terlebih dahulu memilih *file training* yang akan digunakan sebagai acuan pengenalan *gesture*. Kemudian di bawah pilihan *file data training* terdapat

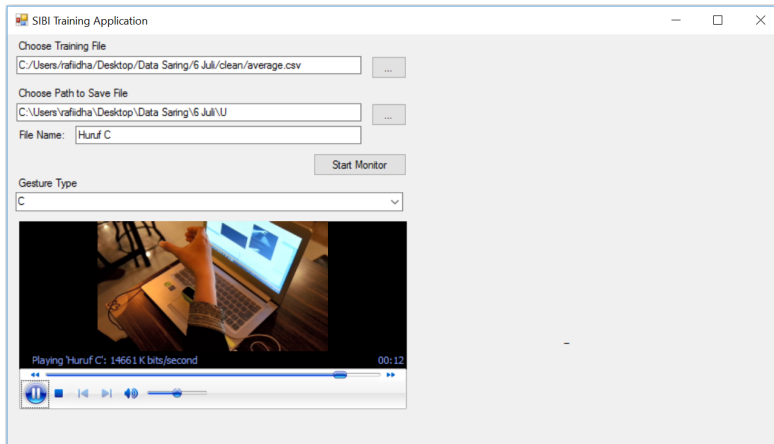
media player dan menu *drop-down* di mana pengguna bisa memilih satu dari sepuluh video tutorial *gesture* isyarat bahasa terlebih dahulu sebelum memulai untuk melakukan pengenalan *gesture*, karena tidak semua pengguna mengerti gerakan-gerakan yang ada di isyarat bahasa.

Jika sudah memahami, dan ingin memulai proses pelatihan, maka pengguna dapat memilih opsi "*Start Monitor*" untuk mulai pembacaan deteksi gerakan oleh sensor *Leap motion*, maka pendeteksian akan dimulai. Proses pengenalan akan dilakukan sesudah tidak ada tangan yang terdeteksi oleh *Leap motion* dan hasil deteksi gerakan akan ditampilkan di bawah hasil pembacaan kamera *Leap motion* berupa teks.



Gambar 4.7: Tampilan UI Aplikasi Pelatihan SIBI

Cara kerja aplikasi Sistem Pelatihan SIBI yakni ketika ada tangan tertangkap oleh sensor, sensor tidak langsung merekam dan menganggap sebagai sebuah data *input*. Sensor menunggu selama seperempat detik sebelum menyimpan rekaman setiap gerakan tangan yang tertangkap oleh sensor *Leap motion*, kemudian jika tidak ada tangan yang tertangkap oleh sensor lagi maka program klasifikasi akan mulai berjalan untuk mendeteksi gerakan yang sudah terrekam dikenali sebagai gerakan apa dan ditampilkan dalam bentuk teks pada aplikasi. Seperti yang sudah dijelaskan pada algoritma 1.



Gambar 4.8: Tampilan UI dengan Video Pelatihan SIBI



Huruf C

Gambar 4.9: Potongan video yang ditampilkan dalam aplikasi

Ujicoba aplikasi Sistem Pelatihan akan dilakukan dengan kondisi jika aplikasi digunakan oleh orang awam secara langsung, dengan data *gesture* yang langsung dibaca oleh aplikasi tanpa melalui proses *training* sebelumnya dan terdapat dua subyek pengujian, subyek yang terdapat dalam data *training* dan tidak.

4.6 Pengujian Sistem Pelatihan SIBI

Pada penelitian tugas akhir ini dilakukan pengujian Sistem Pelatihan SIBI kepada dua macam pengujian, yakni yang pertama pengujian dengan subjek yang sama dengan pengambilan data *training* kemudian pengujian kedua dilakukan dengan subjek yang tidak terdapat dalam data *training* (selanjutnya disebut sebagai subjek non-data *training*).

4.6.1 Pengujian dengan Subjek Data *Training*

Untuk menguji kegunaan aplikasi jika digunakan oleh subjek yang terdapat dalam *training*, maka ditambahkan pengujian menggunakan data *real-time* yang didapatkan langsung dari aplikasi pelatihan SIBI namun dengan subjek yang sama dengan proses akuisisi data.

Tabel 4.4: Hasil Pengujian menggunakan *Real-Time Data Training*

X	G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8	G9	G10
G1	11	4	0	0	0	0	0	0	0	0
G2	0	14	1	0	0	0	0	0	0	0
G3	0	1	14	0	0	0	0	0	0	0
G4	1	0	2	10	0	0	0	0	1	0
G5	2	0	0	1	12	0	0	0	0	0
G6	1	0	0	0	5	9	0	0	0	0
G7	0	0	0	0	0	0	10	4	1	0
G8	0	0	0	0	0	0	0	15	0	0
G9	0	0	0	0	0	0	1	0	10	4
G10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	15

Dari pengujian dengan subjek yang terdapat dalam data *training* menghasilkan pengenalan gerakan yang bagus. Hampir semua gerakan dapat dikenali lebih dari 10 kali dari 15 kali pengujian, kecuali kata kacau. Hal ini dikarenakan kata kacau memiliki gerakan yang cenderung *complicated* dan bergerak dengan cara menjauhi sensor sehingga sensor *Leap motion* kesusahan untuk mengenali *gesture* ini. Selain itu gerakan isyarat huruf B dan juga huruf D juga hanya mampu dikenali sebanyak 10 kali. Kedua *gesture* isyarat ini juga memiliki kemiripan dengan *gesture* lain sehingga sering *misclassified* oleh aplikasi pelatihan.

Kedua *gesture* isyarat bahasa yang mampu dikenali dengan sempurna adalah *gesture* kata mana dan kata bukan, diikuti juga oleh *gesture* kata hai dan kata ajak yang mampu dikenali aplikasi sebanyak 14 kali dari 15 kali pengujian.

4.6.2 Pengujian dengan Subjek Non-Data *Training*

Pengujian selanjutnya adalah pengujian dengan subjek yang berbeda dari yang ada di data *training*. Seperti pada pengujian sebelumnya, terdapat satu subjek pengujian dan dilakukan sebanyak 15 kali perulangan untuk setiap *gesture* sehingga terdapat sejumlah 150 data *testing*. Pengujian langsung dilakukan pada aplikasi pelatihan SIBI bersifat *real-time* dan pengujian dilakukan pada waktu malam hari dan diposisikan dalam kondisi ideal.

Tabel 4.5: Pengujian aplikasi pada subjek non-data *training*

X	G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8	G9	G10
G1	11	3	1	0	0	0	0	0	0	0
G2	0	9	5	1	0	0	0	0	0	0
G3	0	1	14	0	0	0	0	0	0	0
G4	1	0	6	8	0	0	0	0	0	0
G5	2	1	0	1	11	0	0	0	0	0
G6	1	0	4	0	3	7	0	0	0	0
G7	0	1	0	0	0	0	8	5	1	0
G8	0	0	1	0	0	0	0	14	0	0
G9	0	0	0	0	0	0	2	0	9	4
G10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	15

Seperti pada pengujian sebelumnya, dengan menggunakan data *training* yang diambil secara *real-time* dengan penambahan fitur *time-framing* dimana pembacaan data mulai dilakukan ketika seperempat detik setelah *leap motion* membaca adanya tangan, untuk memberikan jeda waktu ketika tangan baru memasuki pembacaan sensor *leap motion* supaya tidak ikut terhitung.

Pada pengujian ini, ada beberapa *gesture* isyarat bahasa yang memiliki penurunan jumlah pengenalan oleh aplikasi yakni G2 (kata hai), G4 (huruf B), G6 (kata kacau), G7 (huruf D), dan G9 (huruf U). Untuk *gesture* kata hai, huruf B, dan kata kacau cenderung banyak dikenali sebagai kata ajak dikarenakan ada beberapa kemi-

ripan posisi jari pada keempat *gesture* tersebut. Kecepatan gerakan yang dilakukan oleh subjek data *testing* juga mempengaruhi hasil pembacaan aplikasi. Jika posisi dan kecepatan tangan subjek dalam melakukan pengujian sama dengan yang dilakukan subjek data *training* maka kemungkinan hasil pembacaan sama juga besar.

Kedua *gesture* kata mana dan kata bukan juga masih mampu dikenali dengan baik oleh aplikasi. Hal ini dapat disebabkan karena kedua *gesture* ini memiliki perbedaan yang signifikan dengan gerakan lainnya yang diuji dalam pengujian ini, serta posisi tangan untuk kedua *gesture* ini jelas menghadap sensor sehingga lebih mudah untuk *Leap motion* dalam melakukan pengenalan.

4.7 Perhitungan Akurasi

Didapatkannya hasil *confusion matrix* yang sudah ditampilkan pada tabel 4.4 dan 4.5, selanjutnya adalah perhitungan akurasi untuk masing-masing *gesture*. Dihitung sesuai persamaan yang sudah dijelaskan pada Bab 2.

TP merupakan nilai *True Positive* yang terdapat pada nilai diagonal keempat tabel *confusion matrix*, sedangkan nilai penyebut didapatkan dari jumlah sampel data untuk masing-masing *gesture*. Hasil perhitungan akurasi adalah sebagai berikut untuk Percobaan 1.

Tabel 4.6: Perhitungan Akurasi pada *Real-time Data Training*

<i>Gesture</i>	Akurasi
G1	73.33%
G2	93.33%
G3	93.33%
G4	71.429%
G5	80%
G6	60%
G7	66.667%
G8	100%
G9	66.667%
G10	100%
Rata-rata	80.537%

Pada pengujian 1, yakni pengujian aplikasi dengan menggu-

Tabel 4.7: Perhitungan akurasi aplikasi subjek non-*data training*

<i>Gesture</i>	Akurasi
G1	73.333%
G2	60%
G3	93.333%
G4	53.333%
G5	73.333%
G6	46.667%
G7	53.333%
G8	93.333%
G9	60%
G10	100%
Rata-Rata	70.667%

nakan subjek yang sama dengan data *training*, G8 dan G10 dapat dikenali dengan sempurna sehingga menghasilkan akurasi sebesar 100%. Sedangkan hasil perhitungan akurasi terendah adalah G6 kata kacau yakni 60%. Sehingga nilai rata-rata dari perhitungan akurasi kesepuluh *gesture* isyarat bahasa pada pengujian 1 adalah 80.537%.

Lain halnya dari pengujian 1, hasil perhitungan akurasi pada pengujian 2 memiliki nilai yang beragam dan relatif rendah. Hasil perhitungan akurasi yang terendah terdapat pada G6 yakni *gesture* kata kacau yang lebih banyak dikenali sebagai *gesture* kata ajak yakni memiliki hasil perhitungan nilai akurasi sebesar 46.67%.

Tabel 4.7 menunjukkan hasil perhitungan akurasi menggunakan data hasil pengujian 2. Hasil perhitungan akurasi lebih baik jika dibandingkan oleh pengujian aplikasi menggunakan subjek yang terdapat dalam data *training*. Hal ini menunjukkan jumlah data *training* harus lebih diperbanyak dengan pengambilan data di berbagai kondisi agar pembacaan aplikasi menjadi lebih baik lagi.

Kedua pengujian menghasilkan kesimpulan bahwa penggunaan aplikasi dengan data subjek baru tanpa dilakukan proses *training* terlebih dahulu masih menghasilkan nilai akurasi yang rendah sehingga belum bisa digunakan secara langsung oleh masyarakat awam. Namun, jika data diambil dengan kondisi yang ideal dan

dilakukan proses *time framing*, maka dihasilkan akurasi yang cukup baik.

Dapat disimpulkan juga bahwa lingkungan saat akuisisi data juga sangat mempengaruhi dalam proses yang dilakukan selanjutnya dan penambahan subjek data *training* diperkirakan mampu memperluas pengenalan masing-masing *gesture* sehingga akurasi yang didapatkan masih mampu bertambah lagi.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 5

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Dalam tugas akhir ini, telah dilakukan pengambilan data isyarat bahasa menggunakan *Leap motion*, kemudian dilakukan proses ekstraksi ciri dan klasifikasi data menggunakan *Naive Bayes*. Dari proses tersebut, didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Lingkungan tempat akuisisi data menggunakan *Leap motion* sangat mempengaruhi hasil proses akuisisi data. Intensitas cahaya pada ruangan tempat akuisisi data berbanding lurus dengan tingkat erornya. Semakin sedikit intensitas cahaya matahari pada ruangan tempat akuisisi berlangsung, semakin sedikit data yang dianggap eror dan dihapus saat proses *parsing* data.
2. Jari tangan yang paling banyak memberikan ketidak-stabilan data yang tertangkap oleh *Leap motion* adalah jari tengah. Terlihat pada penyebaran data hasil ekstraksi ciri yang berhubungan dengan jari tengah (Besar sudut antara jari tengah dengan jari manis dan besar sudut antara jari tengah dengan *palm center*).
3. *Leap motion* membaca *gesture* menggunakan kamera dan sensor *infrared* hanya dari satu sisi, sehingga posisi jari yang *overlapped* satu dengan lainnya, mempengaruhi pembacaan *gesture*. Seperti G6 (kata kacau) dan G9 (huruf U) memiliki nilai akurasi yang relatif rendah pada dua kali pengujian.
4. Dari hasil pengujian terhadap Sistem Pelatihan SIBI, dapat ditarik beberapa kesimpulan seperti:
 - (a) Pada saat pengujian terhadap subjek yang terdapat dalam data training menghasilkan nilai akurasi rata-rata 80.537%, sedangkan pengujian pada subjek yang tidak terdapat dalam data *training* menghasilkan akurasi sebesar 70.667%.
 - (b) *Gesture* yang memiliki tingkat akurasi paling rendah adalah *gesture* kata kacau. Namun untuk *gesture* kata mana

dan kata bukan, aplikasi sudah dapat mengenalinya dengan baik.

5. Penambahan *time-framing* dalam aplikasi dapat mempengaruhi hasil pembacaan sensor *Leap motion*, karena perhitungan rata-rata dari nilai yang signifikan dapat memberikan nilai yang lebih stabil untuk masing-masing *gesture*.

5.2 Saran

Demi pengembangan lebih lanjut mengenai tugas akhir ini, disarankan beberapa langkah lanjutan sebagai berikut :

1. Penambahan bantuan sensor pengenalan *gesture* lainnya, seperti *myo-armband*, *kinect*, atau dengan menggunakan dua *Leap motion* agar pembacaan data lebih terperinci.
2. Penambahan ciri (*feature*) untuk memperjelas perbedaan antara masing-masing *gesture* isyarat bahasa untuk meningkatkan nilai akurasi.
3. Pengembangan *gesture* isyarat bahasa yang dapat dikenali, seperti dalam sebuah kesatuan kalimat (*continous word*) atau dengan menggunakan kedua tangan sebagai obyek.

DAFTAR PUSTAKA

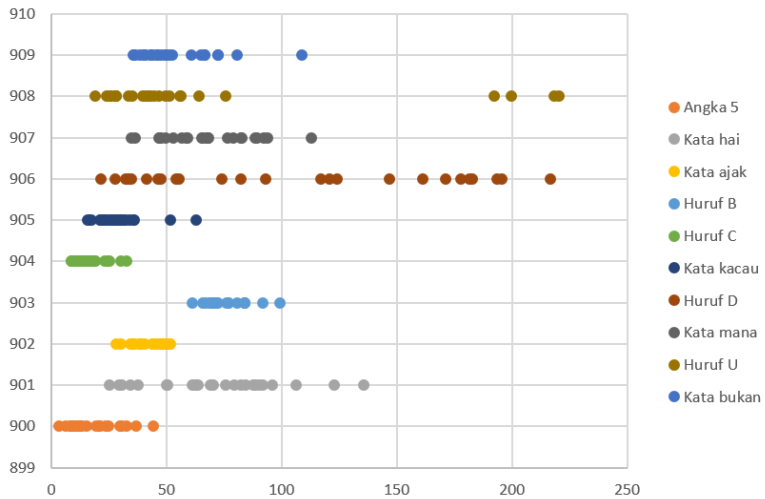
- [1] C.-H. Chuan, E. Regina, and C. Guardino, "American sign language recognition using leap motion sensor," in 2014 13th Conference on Machine Learning and Applications, 2014. (Dikutip pada halaman 1).
- [2] J. Ma, W. Gao, J. Wu, and C. Wang, "A continuous chinese sign language recognition system," in Proceedings Fourth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (Cat. No. PR00580), pp. 428–433, 2000. (Dikutip pada halaman 2).
- [3] M. Iqbal, Pengenalan Bahasa Isyarat Indonesia Berbasis Sensor Flex dan Accelerometer Menggunakan Dynamic Time Warping. PhD thesis, Tesis Magister ITS Surabaya, 2011. (Dikutip pada halaman 3).
- [4] A. Mardiyani, "Pengenalan bahasa isyarat menggunakan metode PCA dan *Haar like feature*," 2012. (Dikutip pada halaman 3).
- [5] L. Shao, "Hand movement and gesture recognition using leap motion controller," (Dikutip pada halaman 8).
- [6] F. Weichert, D. Bachmann, B. Rudak, and D. Fisseler, "Analysis of the accuracy and robustness of the leap motion controller," *Sensors*, vol. 13, no. 5, pp. 6380–6393, 2013. (Dikutip pada halaman 9).
- [7] M. J. Islam, Q. M. J. Wu, M. Ahmadi, and M. A. Sid-Ahmed, "Investigating the Performance of Naive-Bayes Classifiers and K-Nearest Neighbor Classifiers," in 2007 Internasional Conference on Convergence Information Technology (ICCIT), 2007. (Dikutip pada halaman 12).
- [8] Ginting, S. L. B., & Si, S. (2014). PENGGUNAAN METODE *NAÏVE BAYES CLASSIFIER* PADA APLIKASI PERPUSTAKAAN. (Dikutip pada halaman 12)
- [9] Sokolova, M., & Lapalme, G. (2009). A systematic analysis of performance measures for classification tasks. *Information Processing and Management*, 45, p. 427-437. (Dikutip pada halaman 16)
- [10] M. Mohandes, S. Aliyu, and M. Deriche, "Arabic Sign Language Recognition using the Leap Motion Controller," in 2014 IEEE

- 23rd Internasional Symposium on Industrial Electronics (ISIE), 2014. (Dikutip pada halaman 21).
- [11] I. Rish, An Empirical Study of The Naive Bayes Classifier. Proceedings of IJCAI-01, 2001. (Dikutip pada halaman 29)
- [12] Departemen Pendidikan Nasional Indonesia, 2001, "Kamus Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI)", Jakarta: Departemen Pendidikan Nasional.

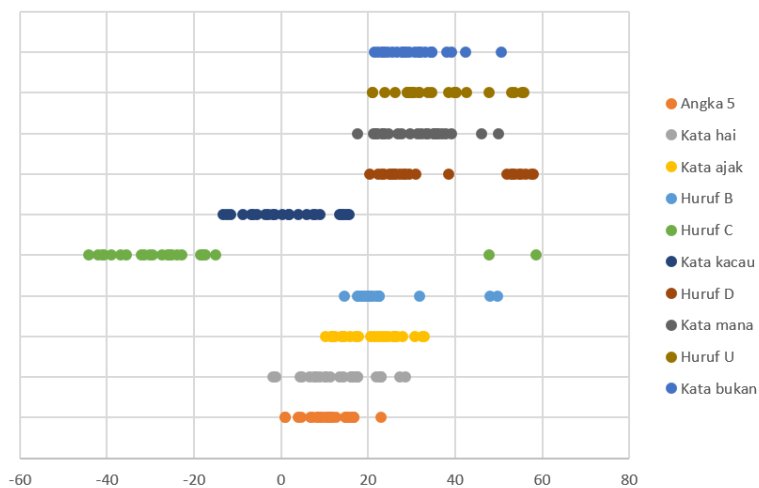
LAMPIRAN

I. Visualisasi Data Ekstraksi Ciri

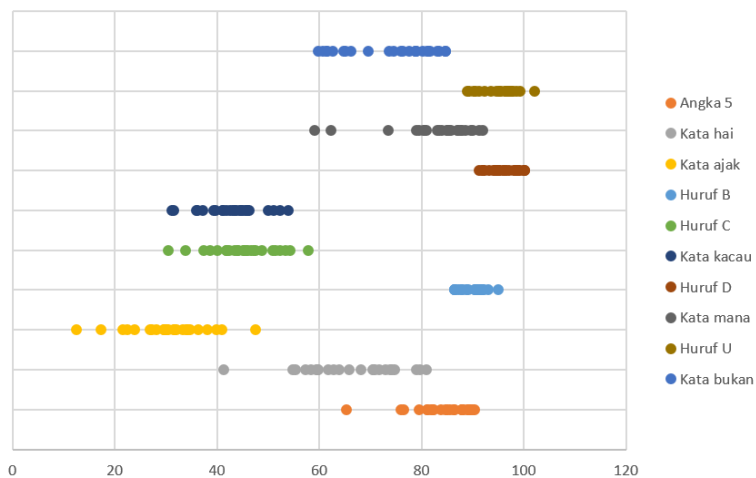
a. Ciri Sudut Antar Jari



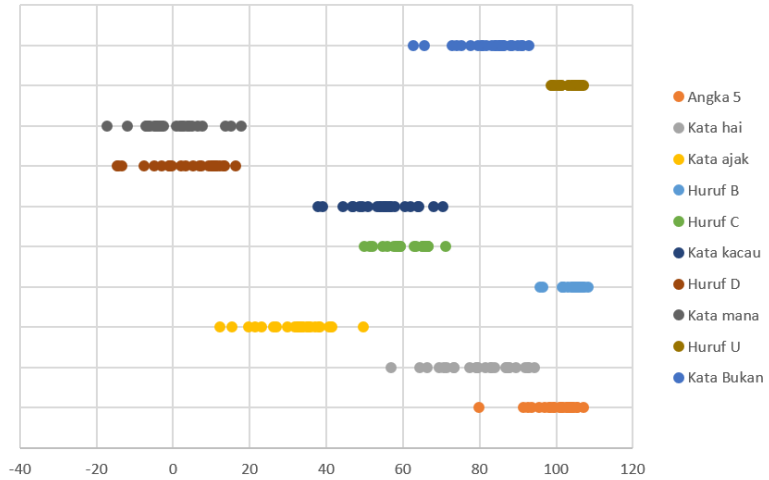
Gambar 1. Ciri sudut antara ibu jari dengan telunjuk



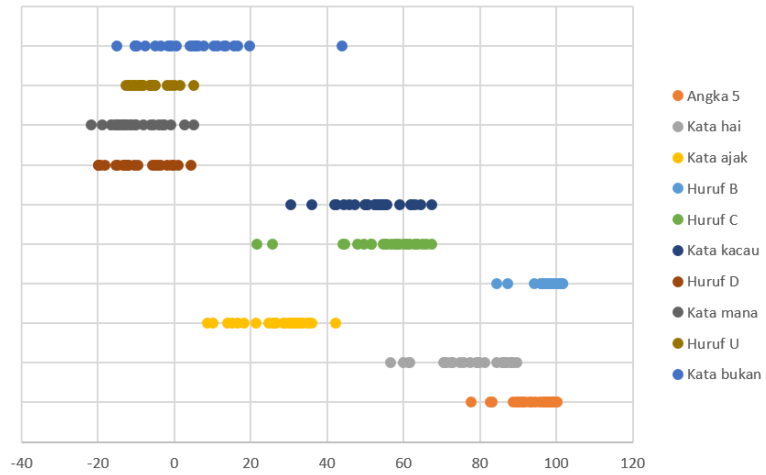
Gambar 2. Ciri jarak antara ibu jari dengan *palm center*



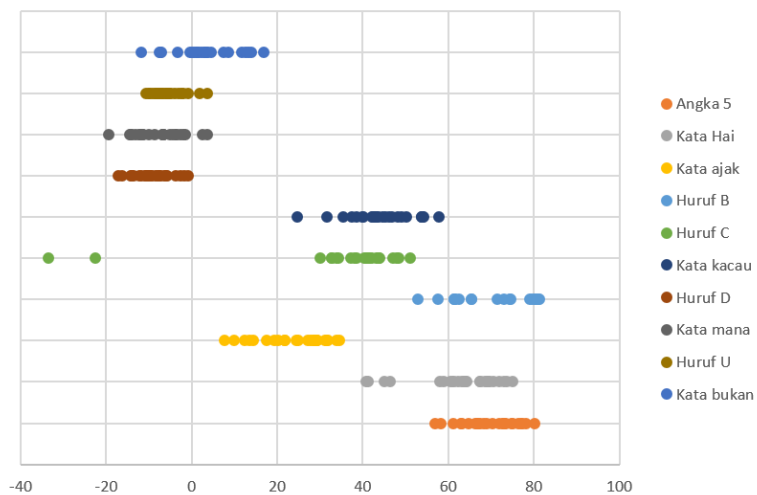
Gambar 3. Ciri jarak antara jari telunjuk dengan *palm center*



Gambar 4. Ciri jarak antara jari tengah dengan *palm center*



Gambar 5. Ciri jarak antara jari manis dengan *palm center*



Gambar 6. Ciri jarak antara jari kelingking dengan *palm center*

BIOGRAFI PENULIS



Rafidha Selyna Legowo, kelahiran Banyuwangi, Jawa Timur pada tanggal 10 Juli 1996. Merupakan siswa lulusan SMP Negeri 1 Kediri pada tahun 2010 dan melanjutkan pendidikan di SMA Negeri 6 Yogyakarta hingga menyelesaikan studi pada tahun 2013. Proses belajar tidak berakhir di situ saja, Penulis melanjutkan pendidikan Strata satu di Jurusan Teknik Komputer Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya bidang studi Telematika. Berbagai kegiatan kepanitiaan dan organisasi diikuti penulis selama menjalani masa perkuliahan, seperti menjadi *Liaison Officer* pada acara *Young Engineer and Scientist ASEAN* pada tahun 2015 dan hingga saat ini aktif dalam menjadi asisten Laboratorium B401 selama dua periode. Penulis memiliki minat pada *machine learning*, di luar itu penulis juga sangat tertarik dengan segala hal yang berhubungan dengan interaksi sosial dan kemanusiaan.

Halaman ini sengaja dikosongkan